

# Integrationsstrategien für Routing- und Allokationsmodelle in dynamischen und stochastischen Logistiknetzwerken

Von der Carl-Friedrich-Gauß-Fakultät  
Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig

zur Erlangung des Grades  
Doktor der Wirtschaftswissenschaften (Dr. rer. pol.)

genehmigte Dissertation  
von Dipl. Wi.-Inf. Thomas Huth  
geboren am 05.02.1979  
in Naumburg (Saale)

Eingereicht am: 18.12.2008

Mündliche Prüfung am: 03.03.2009

Referent: Prof. Dr. Dirk C. Mattfeld

Korreferent: Prof. Dr. Christian Bierwirth

(Druckjahr 2009)

MEINER FAMILIE — DANKE FÜR DIE UNTERSTÜTZUNG

---

## Zusammenfassung

**Schlüsselwörter:** General Pickup and Delivery Problem, Tourenplanung, dynamisches und stochastisches Transportproblem, Allokation, mathematische Modellierung, Optimierung, Modellintegration, Wechselcontainerproblem

Problemstellungen in der Logistik unterliegen häufig dynamischen Einflüssen. Diese können durch eine moderne Informations- und Kommunikationsinfrastruktur bei der Lösung dieser Probleme berücksichtigt werden. Es ist anzunehmen, dass durch die Nutzung aller relevanten (dynamischen) Informationen in einem Entscheidungsunterstützungssystem qualitativ höherwertige Entscheidungen getroffen werden können.

Beim Wechselcontainerproblem (SCP) handelt es sich um ein solches dynamisches Problem, das sich mit der Optimierung beim Einsatz von Ressourcen beschäftigt. Es tritt beispielsweise bei großen Paketdienstleistern auf, die ihr Paketaufkommen aus Effizienzgründen in großen Netzwerken gebündelt transportieren. Jedoch ist es für die Abbildung als Gesamtmodell und die anschließende Lösung zu komplex. Eine Möglichkeit das SCP zu vereinfachen besteht in dessen Dekomposition in ein Transportproblem und in ein Tourenplanungsproblem. Die identifizierten Teilprobleme „moderater Komplexität“ können anschließend sukzessive gelöst werden. Allerdings ist es aufgrund mangelnder Integration nahezu ausgeschlossen, eine optimale Lösung zu erhalten.

Eine Herangehensweise die Interdependenzen zwischen den Teilproblemen zu berücksichtigen, ist deren geschickte Verflechtung. Dazu greife ich auf zwei von Geoffrion (1999) allgemein formulierte Integrationsstrategien zurück. Um diese Problemintegration umzusetzen, ist es notwendig, Modelle der Teilprobleme zu formulieren. Der Entwicklung mathematischer Modelle kommt somit eine herausragende Rolle in dieser Dissertation zu. Zusätzlich gibt die Arbeit einen umfassenden Überblick zu Lösungsverfahren für die Teilprobleme. Mit Anpassungen sind diese dann auf die integrierten Planungsansätze übertragbar.

Die Schlussfolgerungen für das betrachtete Problem in Bezug auf den Erfolg von Integrationsstrategien stützen sich auf umfangreiche rechnergestützte Studi-

en. Die allgemeine Formulierung der Integrationsstrategien durch Geoffrion (1999) lässt viel Raum für eine problemspezifische Parametrisierung. Der Vergleich der entwickelten problemspezifischen Planungsstrategien und damit die Untersuchung der Vorteilhaftigkeit von Integration ist ein weiterer Schwerpunkt. Mit der Diskussion der aufgeworfenen Forschungsfragen bei deterministischen und stochastischen Daten beschäftigt sich ein wesentlicher Teil der Arbeit.

Bei der Modellintegration ist zu beobachten, dass die Entscheidung für eine allgemeine Strategie durch die Betrachtung eines bestimmten Problems zu sehr speziellen Planungsansätzen führt. Die gewonnenen Erkenntnisse sind daher lediglich bedingt auf andere Probleme übertragbar. Die vorliegende Arbeit soll als ein Beitrag dazu gesehen werden, wie über die Analyse der Struktur und die Modellierung eines komplexen Problems und das Konzept der Integration ein Beitrag zur Lösung geliefert werden kann. Es steht mehr die konzeptionelle Herangehensweise an die Problemlösung als die speziell für dieses logistische Problem gewählte Komposition aus Modellen und Algorithmen im Vordergrund der Arbeit.

---

## Abstract

**Keywords:** General pickup and delivery problem, routing, dynamic and stochastic transportation problem, allocation, mathematical modeling, optimization, model integration, swap container problem

Logistic problems are typically influenced by dynamically occurring events. These events are addressed in problem solving through modern information systems based on communication technologies. The usage of the information provided by these systems surely results in more efficient decisions.

The Swap Container Problem (SCP) is a dynamic problem arising in the field of transportation and logistics. The main goal is the optimization of resource management. Large parcel service providers are faced with the SCP because parcels have to be consolidated in order to realize savings stemming from cost depression effects. However, modeling the SCP leads to a highly complex NP-hard mathematical model. One way to overcome this issue is the decomposition of the SCP in two subproblems, the transportation and the routing problem. These two problems can be solved successively using well known algorithms from operations research literature. Because of decomposition, obtaining the optimal solution is almost impossible.

Interdependencies between both subproblems are considered by integration approaches. In 1999 Geoffrion has proposed two general strategies how integration in general can be achieved. A main contribution to develop integration procedures is the formulation of mathematical models and surveying solution methods in order to adopt these methods for integration strategies.

A comprehensive computational study for the dynamic-deterministic as well as the dynamic-stochastic SCP illustrates the predominance of integration approaches compared with the successive solution of the subproblems. To achieve high quality solutions by integration, an extensive and problem specific parameterization of these approaches has to be performed. This is another main issue of this thesis.

Integration strategies are highly problem specific approaches for problem solving. Even a transfer to a quite similar problem domain may require major adaptations. Results of the experiments performed have to be re-interpreted on the basis of the problem at hand. Consequently, this thesis proposes ideas of how to analyze the structure of complex problems, and to transfer general integration strategies by exploiting these structures.

---

# Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis .....	XV
Tabellenverzeichnis .....	XVIII
Abkürzungsverzeichnis .....	XIX
Verzeichnis verwendeter mathematischer Symbole .....	XXI
<b>1 Einführung .....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation .....	1
1.2 Das Wechselcontainerproblem .....	2
1.3 Aufbau der Arbeit .....	5
<hr/>	
<b>Teil I Problemstellung</b>	
<hr/>	
<b>2 Analyse des SCP als logistisches Problem .....</b>	<b>11</b>
2.1 Logistikbegriff und -konzeption .....	12
2.1.1 Transport .....	12
2.1.2 Verkehr .....	13
2.1.3 Logistik .....	13
2.1.4 Begriffsbestimmung für das SCP .....	16
2.2 Aufgaben und Strukturen in der Transportlogistik .....	16
2.2.1 Aufgabenträger und Aufgaben im Transportmarkt .....	16
2.2.2 Eigenschaften des Transportprodukts .....	18
2.2.3 Netzwerkstrukturen für den Transport .....	21
2.3 Zur Bedeutung und Entwicklung des Straßengüterverkehrs .....	24
2.3.1 Kriterien für die Verkehrsträgerwahl .....	24
2.3.2 Straßengüterverkehr .....	25
2.3.3 Entwicklung und Trends im Straßengüterverkehr .....	29
2.3.4 Zusammenfassung .....	33
2.4 Planungsebenen und Planungsaufgaben in der Transportlogistik ...	34
2.4.1 Strategische Planung .....	35
2.4.2 Taktische Planung .....	37
2.4.3 Operative Planung und Steuerung .....	38

<b>3</b>	<b>Planung dynamischer Problemstellungen</b>	41
3.1	Das Grundmodell der Entscheidungsfindung	41
3.1.1	Deterministisches Grundmodell	43
3.1.2	Stochastisches Grundmodell	44
3.1.3	Dynamisches Grundmodell	45
3.2	Das Vorgehensmodell der Optimierung	46
3.2.1	Der Optimierungsprozess	47
3.2.2	Mathematische Modellierung als Entscheidungsunterstützungsmethode	49
3.2.3	Grundlegendes zu Lösungsalgorithmen	51
3.3	Die dynamische Entscheidungssituation	52
3.3.1	Die Rolle der Daten in dynamischen Entscheidungssituationen	53
3.3.2	Ein dynamisches Entscheidungsmodell	54
3.3.3	Charakteristische Unterscheidungsmerkmale von statischen und dynamischen Problemen	55
3.3.4	Einfluss der Daten auf Lösungsstrategien	57
3.4	Ein Framework zur Lösung von dynamischen Entscheidungsproblemen	59
3.4.1	Abbildung der Dynamik und der Objektwelt über die Steuerungskomponente	59
3.4.2	Modell und Zielsystem in verschiedenen Planungshorizonten	60
3.4.3	Lösungskomponente und Lösungsstrategien	61

---

## Teil II Planungsebenen

---

<b>4</b>	<b>Tourenplanung</b>	69
4.1	Statische Modelle	70
4.1.1	Morphologie von Tourenplanungsproblemen	71
4.1.2	Das General Pickup and Delivery Problem	79
4.2	Lösung statischer Entscheidungssituationen	85
4.2.1	Übersicht zu Lösungsalgorithmen für Tourenplanungsprobleme	85
4.2.2	Large Neighborhood Search	98
4.3	Dynamische Modelle	105
4.3.1	Anwendungsgebiete der dynamischen Tourenplanung	106
4.3.2	Diskussion der Relevanz für das SCP	106
4.3.3	Modellierung	107
4.4	Lösung dynamischer Entscheidungssituationen	110
4.4.1	Statische Ansätze	110
4.4.2	Stochastische Ansätze	111
4.4.3	Greedy-Ansätze	113
4.4.4	Modellverändernde Ansätze	114
4.4.5	Diskussion in Hinblick auf das SCP	115



<b>5</b>	<b>Transportplanung</b>	117
5.1	Statische Modelle	119
5.1.1	Das klassische Transportproblem	119
5.1.2	Herleitung des Transshipment-Modells	120
5.1.3	Einfluss der Economies of Scale auf das Transportmodell	123
5.1.4	Stochastisches Transportproblem	125
5.2	Lösung statischer Entscheidungssituationen	132
5.2.1	Eröffnungsverfahren	133
5.2.2	Verbesserungsverfahren	136
5.2.3	Dekompositionsansätze	138
5.3	Dynamische Modelle	144
5.3.1	Dynamisch-deterministisches Transportproblem	146
5.3.2	Dynamisch-stochastisches Transportproblem	150
5.4	Lösung dynamischer Entscheidungssituationen	157
5.4.1	Netzwerk-Simplex-Algorithmus	157
5.4.2	Transshipment-Algorithmus nach Bellmore	159
5.4.3	Lösungsverfahren, die Stochastik berücksichtigen	160

---

### Teil III Integration

---

<b>6</b>	<b>Deterministische Planungssituation</b>	167
6.1	Integrationsstrategien	168
6.1.1	Arten von Integration	168
6.1.2	Einführung der Dynamik	171
6.1.3	Struktur von Tourenplänen: Terminologie	172
6.2	Sequenzielle Planung	173
6.3	Funktionale Integration	175
6.4	Taktische Deep Integration	176
6.4.1	Modellanpassung: Transportaufträge im taktischen Modell	176
6.4.2	Implementierung	178
6.5	Operationale Deep Integration	178
6.5.1	Überlegungen zur Vorteilhaftigkeit	178
6.5.2	Modellanpassung: Selektionskomponente im Routing	179
6.5.3	Implementierung	182
6.6	Zusammenfassung und Diskussion	182
6.7	Experimentdesign und Auswertung der Ergebnisse	185
6.7.1	Experimentdesign	186
6.7.2	Wahl des Strafkostensatzes bei verschiedenen Planungsansätzen	187
6.7.3	Analyse der Transportmodelle und die Rolle der Modellintegration	190
6.7.4	Vergleich der Planungsansätze	193

<b>7</b>	<b>Stochastische Planungssituation</b>	201
7.1	Veränderte Planungssituation	202
7.1.1	Beziehungsdiagramm und die Anpassung von geplanten Allokationen	202
7.1.2	Struktur von Tourenplänen bei Stochastik	203
7.2	Sequenzielle Planung mit stochastischen Aufträgen	204
7.3	Funktionale Integration mit deterministischen Aufträgen	205
7.4	Funktionale Integration und das Erwartungswertmodell	206
7.5	Funktionale Integration rollierend mit stochastischen Aufträgen	207
7.5.1	Aspekte der Modellierung	207
7.5.2	Implementierung	209
7.6	Zusammenfassung und Diskussion	209
7.7	Experimentdesign und Auswertung der Ergebnisse	212
7.7.1	Experimentdesign	212
7.7.2	Bestimmung der Parameter Planungshorizont und Recourse Faktor	213
7.7.3	Vergleich der Planungsansätze	218
<b>8</b>	<b>Fazit</b>	225
	<b>Literaturverzeichnis</b>	231
	<b>Eidesstattliche Erklärung</b>	261

---

## Abbildungsverzeichnis

1.1	Schematische Darstellung eines Wechselcontainers	3
1.2	Das Wechselcontainerproblem im Zeitverlauf	4
1.3	Aufbau der vorliegenden Arbeit	7
2.1	Kuppelproduktion bei Transportleistungen	20
2.2	Stufigkeit in Transportnetzwerken	22
2.2.1	Direkt	22
2.2.2	Gebrochen	22
2.2.3	Kombiniert	22
2.3	Transportleistung im Bundesgebiet 1950 bis 2008 und Prognose für 2010 bis 2050	27
2.4	Transportleistung im Straßengüterverkehr ist nicht gleich Fahrleistung	28
2.5	Planungsebenen in der Transportlogistik	35
2.6	Transportnetzwerk eines KEP-Dienstleisters	36
2.7	Allokationsentscheidung in einer Periode	39
2.8	Operationale Umsetzung der Allokation durch die Tourenplanung	39
3.1	Skizzen der Grundmodelle der Entscheidungsfindung	43
3.2	Grundmodell der Entscheidungsfindung bei Dynamik	45
3.3	Prozessorientierte Sicht auf die Entscheidungsfindung	48
3.4	Qualität der Daten als Determinante für dynamische Probleme	54
3.5	Einfluss der Informationsqualität auf Lösungsstrategien	58
3.6	Framework zur Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme	60
3.7	Lösungsmethoden für dynamische Entscheidungsprobleme	62
4.1	Vermeidung von Kurzzyklen über die Zerlegung der Knotenmenge	73
4.1.1	Kurzzyklen	73
4.1.2	Keine Kurzzyklen	73
4.2	Klassifikation von Lösungsverfahren	86
4.3	Vorgehensweise des Lin-Kernighan-Algorithmus zur Verbesserung einer bestehenden Tour	90
4.3.1	Schritt 1	90
4.3.2	Schritt 2	90

4.3.3 Schritt 3	90
4.4 Entscheidungsbaum beim Branch and Bound	94
4.5 Lösungsraum eines ganzzahligen Problems mit neuer gültiger Ungleichung	95
4.5.1 Kontinuierliche Lösung eines LP	95
4.5.2 Zusätzliche gültige Ungleichung	95
4.6 Dynamische Programmierung und das TSP	98
4.7 Programmablaufplan für die LNS	99
4.8 Sequenzielles Einfügen und die Vorrang-Bedingung	100
4.8.1 Mögliche Einfügepositionen	100
4.8.2 Gültigkeit der Lösung	100
4.9 Zielfunktionswertentwicklung in Abhängigkeit von der Anzahl an Iterationen bei der Large Neighborhood Search	104
4.10 Grad der Dynamik in Tourenplanungsproblemen	107
4.11 Lösungsmethoden für dynamische Tourenplanungsprobleme	110
5.1 Klassifikationsschema für Transportprobleme	118
5.2 Beispiel für ein Transportproblem	120
5.3 Beispiel für ein Transshipment-Problem	121
5.4 Konvexer Transportkostenverlauf bei realisierbaren Economies of Scale	123
5.5 Gegenüberstellung von Transportkostenverläufen	123
5.6 Beispiel für eine kumulierte Auftrittswahrscheinlichkeit	129
5.7 Konvexes Polyeder mit Eckpunktlösungen und Konvexkombination	140
5.8 Arbeitsweise der Spaltengenerierung durch Zusammenspiel von Master- und Subproblem	142
5.9 Raum-Zeit-Netzwerk und myopische Lösung für ein dynamisches Transportproblem	145
5.10 Raum-Zeit-Netzwerk und antizipierende Lösung für ein dynamisches Transportproblem	145
5.11 Das dynamische Transportproblem und dessen Notation	149
5.12 Das dynamische Transportproblem mit stochastischen Einflüssen	150
5.13 Generierung von Szenarien, diskrete Realisierungen und die verwendete Notation	151
5.13.1 Szenariobaum schematisch	151
5.13.2 Detaillierter Szenariobaum	151
5.14 Sequenz von Entscheidungen bei der mehrstufigen Stochastischen Programmierung	153
5.14.1 A-priori-Planung mit deterministischen Daten	153
5.14.2 Rollierende Planung 1	153
5.14.3 Rollierende Planung 2	153
5.14.4 A-priori-Planung mit stochastischen Daten	153
5.15 Zweistufige Stochastische Programmierung	154
6.1 Das SCP und die Sequenzielle Planung	167
6.2 Integration der Teilprobleme durch Funktionale Integration	169

6.3	Integration der Teilprobleme durch Taktische Deep Integration . . . .	169
6.4	Integration der Teilprobleme durch Operationale Deep Integration . .	170
6.5	Dekomposition des SCP auf Basis der identifizierten Probleme . . . .	171
6.6	Das SCP und die Funktionale Integration im dynamischen Kontext .	171
6.7	Integration der Teilprobleme durch Operationale Deep Integration im dynamischen Kontext . . . . .	172
6.8	Integriertes Transportproblem mit Allokations- und Transportflüssen	176
6.9	Generierung von Szenarien, diskrete Realisierungen und die verwendete Notation . . . . .	179
6.9.1	Instanz . . . . .	179
6.9.2	Lösung <i>FI</i> . . . . .	179
6.9.3	Lösung <i>ODI</i> . . . . .	179
6.10	Heuristische Eingrenzung der Auswahlentscheidung bezüglich des Angebots-Knotens . . . . .	181
6.11	Solomon's Netzwerkstrukturen mit 25 Knoten . . . . .	186
6.11.1	Zufällig . . . . .	186
6.11.2	Geklustert . . . . .	186
6.11.3	Gemischt . . . . .	186
6.12	Verteilung von Pickup und Delivery Knoten . . . . .	186
6.12.1	Gleichverteilung . . . . .	186
6.12.2	Normalverteilung . . . . .	186
6.12.3	Normalverteilung mit regionalen Clustern . . . . .	186
6.13	Wahl des Strafkostensatzes bei verschiedenen Planungsansätzen . . .	189
6.13.1	$SP_{msplTP}$ . . . . .	189
6.13.2	$FI_{msplTP}$ . . . . .	189
6.13.3	$TDI_{msplTP}$ . . . . .	189
6.14	Verteilung von leeren Wechselcontainern im Zeitverlauf bei normal und gleich verteilten Auftragsorten . . . . .	195
6.14.1	<i>ODI</i> und gleich verteilte Auftragsorte . . . . .	195
6.14.2	<i>ODI</i> und normal verteilte Auftragsorte . . . . .	195
6.14.3	<i>TDI</i> und normal verteilte Auftragsorte . . . . .	195
6.15	Box-Whisker-Diagramme der Allokationsmodelle <i>ODI</i> und $Modell_{msplTP}^{tr}$ . . . . .	196
7.1	Beziehungsdiagramm für das SCP bei der Funktionalen Integration und stochastischen Aufträgen . . . . .	203
7.2	Adaption der Rollierenden Planung für zwei antizipierte Planungsperioden . . . . .	208
7.3	Wahl des Recourse Faktors in Abhängigkeit vom Planungshorizont .	215
7.4	Analyse des Recourse Faktors bezüglich der Streckentypen bei einem Planungshorizont von zwei Perioden . . . . .	216
7.5	Durchschnittliche Laufzeiten für verschiedene Auftragsverteilungen und Recourse Faktoren bei $ph = 2$ . . . . .	218
7.6	Vergleich der Planungsansätze bei normal verteilten stochastischen Aufträgen . . . . .	219



---

## Tabellenverzeichnis

2.1	Untersuchte Dimensionen des SCP . . . . .	11
2.2	Bezugsobjekte im Straßengüterverkehr . . . . .	25
2.3	Entwicklung der durchschnittlichen Transportentfernung in km nach Verkehrsträgern . . . . .	26
2.4	Marktanteile deutscher und ausländischer Lkw in Deutschland am Gesamtverkehr . . . . .	29
2.5	Eigenschaften und Entwicklungen in der Transportlogistik und deren Einfluss auf das SCP . . . . .	33
2.5	Fortsetzung Tabelle 2.5: Eigenschaften und Entwicklungen in der Transportlogistik und deren Einfluss auf das SCP . . . . .	34
3.1	Entscheidungsmatrix für ein statisch-deterministisches Problem . . . .	44
3.2	Entscheidungsmatrix für ein statisch-stochastisches Problem . . . . .	45
4.1	Morphologie von Tourenplanungsproblemen . . . . .	79
4.2	Distanzmatrix $c_{ij}$ und gültige, aus einem Knoten $i$ ausgehende Kanten basierend auf der Multi-Digraph Formulierung . . . . .	81
4.3	Distanzmatrix $c_{ij}$ und gültige, in einen Knoten $j$ hineingehende Kanten basierend auf der Multi-Digraph Formulierung . . . . .	81
4.4	Parameter für die LNS . . . . .	104
4.5	Literaturübersicht zu Konstruktionsverfahren für die dynamische Tourenplanung . . . . .	111
4.6	Literaturübersicht zu Verbesserungsverfahren für die dynamische Tourenplanung . . . . .	112
4.7	Literaturübersicht stochastische Ansätze . . . . .	113
5.1	Transportmatrix für das Beispiel aus Abbildung 5.2 . . . . .	120
5.2	Transportmatrix für Ansatz 1 des Transshipment-Problems am Beispiel der Abbildung 5.3 . . . . .	121
5.3	Transportmatrix für Ansatz 2 des Transshipment-Problems am Beispiel der Abbildung 5.3 . . . . .	122
5.4	Simplextableau des linearen Programms zu $Modell_{TP}^{BSP}$ . . . . .	133
5.5	Zeile 0 des Simplextableaus zu $Modell_{TP}^{BSP}$ . . . . .	134
5.6	Transporttableau zu $Modell_{TP}^{BSP}$ . . . . .	134

5.7	Nordwest-Eckenregel im Transporttableau . . . . .	135
5.8	Vogel'sche Approximationsmethode im Transporttableau: Erster Auswahlschritt . . . . .	136
5.9	Vogel'sche Approximationsmethode im Transporttableau: Zweiter Auswahlschritt . . . . .	136
5.10	Transporttableau nach Optimalitätstest: Erster Schritt . . . . .	137
5.11	Transporttableau mit Geber- und Nehmerfeldern . . . . .	138
5.12	Transporttableau nach Optimalitätstest: Zweiter Schritt . . . . .	138
5.13	Anpassung der Variablen und Technologiekoeffizienten . . . . .	156
6.1	Bezeichnung von Strecken abhängig vom transportierten Wechselcontainertyp . . . . .	173
6.2	Set-Partitioning-Formulierung für das Selektionsproblem . . . . .	180
6.3	Planungsansätze im Vergleich . . . . .	184
6.4	Aufbau der Experimente für die Bestimmung des Strafkostensatzes im stückweise-linearen Transportmodell . . . . .	188
6.5	Charakteristisches Laufzeitverhalten der Transportmodelle bei verschiedenen Strafkostensätzen und normalverteilten Auftragsorten	189
6.6	Aufbau der Experimente für die Analyse des Transportmodells . . . . .	190
6.7	Vergleich von $Modell_{msTP}$ und $Modell_{msplTP}$ bei verschiedenen Planungsansätzen für das deterministische Problem . . . . .	191
6.8	Laufzeitverhalten der Planungsansätze (davon CPLEX) . . . . .	192
6.9	Aufbau der Experimente für die Analyse der Bestandsentwicklung bei verschiedenen Allokationsmodellen . . . . .	194
6.10	Aufbau der Experimente für den Vergleich der Planungsansätze bei deterministischen Aufträgen . . . . .	197
6.11	Vergleich der Planungsansätze für das deterministische Problem . . . . .	198
7.1	Bezeichnung von Strecken abhängig vom transportierten Wechselcontainertyp . . . . .	204
7.2	Stochastische Planungsansätze im Vergleich . . . . .	210
7.3	Mögliche Auftragslage im dynamisch-stochastischen SCP . . . . .	213
7.4	Aufbau der Experimente zur Bestimmung von Recourse Faktor und Planungshorizont bei $s - FI_{smsTP}^{roll}$ . . . . .	214
7.5	Durchschnittliche Laufzeiten über alle Verteilungen bei unterschiedlichen Recourse Faktoren in Sekunden (davon CPLEX) . . . . .	217
7.6	Aufbau der Experimente für den Vergleich der stochastischen Planungsansätze . . . . .	219
7.7	Vergleich der Planungsansätze für das dynamisch-stochastische SCP	221
7.8	Laufzeiten der stochastischen Planungsansätze in Sekunden . . . . .	223
8.1	Gegenüberstellung der untersuchten Planungsansätze . . . . .	228



---

## Abkürzungsverzeichnis

4PL	.....	Fourth Party Logistics Provider
DI	.....	Deep Integration
FI	.....	Funktionale Integration
GPDP	.....	General Pickup and Delivery Problem
GPS	.....	Global Positioning System
KEP	.....	Kurier-Express-Paket
LNS	.....	Large Neighborhood Search
LP	.....	Lineares Programm
ODI	.....	Operationale Deep Integration
PDP	.....	Pickup and Delivery Problem
RFID	.....	Radio Frequency Identification
SCP	.....	Swap Container Problem
SP	.....	Sequenzielle Planung
SQG	.....	Stochastischer Quasigradient
SSG	.....	Stochastischer Subgradient
TDI	.....	Taktische Deep Integration
TSP	.....	Traveling Salesman Problem
VRP	.....	Vehicle Routing Problem
ZF	.....	Zielfunktion



---

## Verzeichnis verwendeter mathematischer Symbole

Aufeinander aufbauende Modelle gehen mit der gleichen Notation für gleiche Sachverhalte einher. Sich wiederholende Notationen werden weggelassen, wohingegen beispielsweise Variablen mit einem neuen Index oder einer neuen Bedeutung erneut aufgeführt werden.

### Planung dynamischer Problemstellungen

#### *Das Grundmodell der Entscheidungsfindung*

$z$	Systemzustand
$Z$	Menge möglicher Systemzustände
$n$	Anzahl der Systemzustände
$a$	Aktionen bzw. Entscheidungsvariablen
$A$	Menge möglicher Aktionen
$m$	Anzahl möglicher Aktionen
$e$	Ergebnis, das aus einem Systemzustand und einer Aktion folgt
$E$	Menge möglicher Ergebnisse
$u_{ij}$	Nutzen einer Aktion $i$ in einem Zustand $j$
$p_j$	Wahrscheinlichkeit, mit der ein Zustand $j$ eintritt
$t$	Zeitpunkt einer Entscheidung mit $t \in T$
$z^t$	Zustand in einem Zeitpunkt $t$
$z_j^t$	Systemzustand $j$ in Periode $t$

#### *Das Vorgehensmodell der Optimierung*

$x_t$	Entscheidung in einem Zeitpunkt $t$
$Z^s$	Zielfunktionswert des simultanen Entscheidungsmodells
$Z^r$	Zielfunktionswert des rekursiven Entscheidungsmodells
$Q$	Rekursiver Term im Entscheidungsmodell

#### *Die dynamische Entscheidungssituation*

*Modell<sub>dyn</sub>* Dynamisches Entscheidungsmodell

$d_t$	Entscheidung in einem Zeitpunkt $t$
$w_t$	Exogene Einflüsse in einem Zeitpunkt $t$

$E$	Erwartungswert
$g$	Langfristiges Ziel unter Beachtung der erwarteten Zielfunktionswerte aller zukünftigen Perioden
$D_t$	Entscheidungsfunktion des Planers zu einem Zeitpunkt $t$

### Modelle für statische Tourenplanungsprobleme

#### *Traveling Salesman Problem (TSP)*

$Modell_{TSP}$  Traveling Salesman Modell

$\mathcal{G}$	Graph
$N$	Menge von Knoten in Graph $\mathcal{G}$
$i, j$	Knoten $i$ und Knoten $j$ mit $i, j \in N$
$E$	Menge von Kanten im Graph $\mathcal{G}$
$\hat{N}$	Teilmenge der Knoten mit $\hat{N} \subset N$
$c_{ij}$	Distanz zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$
$x_{ij}$	Binäre Variable, die bestimmt, ob die Kante zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$ befahren wird oder nicht

#### *Vehicle Routing Problem (VRP)*

$Modell_{VRP}$  Vehicle Routing Modell

$K$	Menge der Fahrzeuge bzw. Touren
$k$	Ein Fahrzeug mit $k \in K$
$x_{ij}^k$	Binäre Variable, die bestimmt, ob die Kante zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$ durch Fahrzeug $k$ befahren wird oder nicht
$Q$	Fahrzeugkapazität
$t_{ij}$	Fahrtzeit zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$ mit $t_{ij} > 0$
$\hat{d}$	Gesamtfahrtzeit
$\mathbf{M}$	Big M — eine große Zahl

#### *Pickup and Delivery Problem (PDP)*

$Modell_{PDP}$  Pickup and Delivery Modell

$V$	Teilmenge $V \subseteq N$
$\mathcal{V}$	Zu $V$ komplementäre Teilmenge $N - V$
$\overline{V}$	Menge aller Teilmengen $V$ mit $0 \in V; 2n + 1 \notin V$
$e_i$	Frühest möglicher Bedientermin für den Knoten $i$
$f_i$	Spätest möglicher Bedientermin für den Knoten $i$
$q_i$	Ladungsgröße des Auftrags an Knoten $i$

#### *General Pickup and Delivery Problem (GPDP)*

$Modell_{GPDP}$  General Pickup and Delivery Modell

$TR$	Menge aller Transportaufträge
$a$	Ein Transportauftrag mit $a \in TR$

$D$	Menge der Depots
$D^+$	Menge der Start-Depots
$k^+$	Startdepot-Knoten von Fahrzeug $k$
$D^-$	Menge der Ziel-Depots
$k^-$	Zieldepot-Knoten von Fahrzeug $k$
$R$	Menge der Knoten für die Aufträge existieren
$R^+$	Menge der Pickup-Knoten
$R^-$	Menge der Delivery-Knoten
$E^k$	Menge gültiger Kanten einer Route von Fahrzeug $k$
$O(i, k)$	Kanten, die aus Knoten $i$ herausführen und durch Fahrzeug $k$ besucht werden dürfen
$O(i)$	Verkürzte Schreibweise zu $O(i, k)$
$I(j, k)$	Kanten, die in Knoten $j$ hineinführen und durch Fahrzeug $k$ besucht werden dürfen
$I(j)$	Verkürzte Schreibweise zu $O(j)$
$z_a^k$	Binäre Zuordnungsentscheidung eines Auftrags $a$ zu einem Fahrzeug $k$

### **Lösungsansätze für statisch-deterministische Tourenplanungsprobleme**

#### *Klassische Verfahren*

$S$	Mengen von Routen oder Konfigurationen von Routen (Fragmente von Tourenplänen) im Petal Algorithmus
$k$	Anzahl der Cluster, die der ex-ante festgelegten Anzahl von Routen im Fisher-Jaikumar-Algorithmus entsprechen
$L^u$	Untere Schranke; der Zielfunktionswert der Relaxation
$L^o$	Obere Schranke; der Zielfunktionswert der bisher besten bekannten Lösung
$S$	Kontinuierliche Lösung für ein Lineares Programm (LP)
$S_{neu}$	Neue Lösung nach Einfügen eines Schnittes in das LP

#### *Dynamische Programmierung*

$s$	Stufe im Entscheidungsbaum der Dynamischen Programmierung mit insgesamt $ N  = n$ Stufen
$V^s$	Teilmenge von besuchten Knoten auf einer Stufe $s$ mit $V_s \subseteq N$ und des letzten besuchten Knotens $i \in V_s$
$z^s$	Zustand in Stufe $s$ mit $z^s = \{V^s, i\}$
$x_{ij}^s$	Entscheidungsvariable, die codiert, ob in Stufe $s$ die Kante $[i, j]$ mit $i \in V^s, j \notin V^s$ befahren wird
$f^s$	Stufenerlös in Stufe $s$ mit $f^s(z^s, x_{ij}^s)$ und $s = 1, \dots, n$
$F^n$	Gesamterlös einer Politik mit $F^n = \sum_{s=1}^n f^s(z^s, x_{ij}^s)$ ; $F^*$ sei die optimale Politik
$d(i, j)$	Kosten für das Befahren der Kante $[j, i]$ innerhalb der Rekursion der Dynamischen Programmierung

*Large Neighborhood Search*

$T$	Lösung des Teilproblems Tourenplanung (gültiger Tourenplan)
$t_l$	Letzte betrachtete Tour mit $t_l \in T$
$t_n$	Neue Tour, entstanden durch eine Einfügeoperation
$Rel(a, b)$	Ähnlichkeit eines Auftrags $a$ verglichen mit einem Auftrag $b$
$c_{r_a^+, r_b^+}$	Distanz zwischen zwei Pickup-Knoten $r_a^+$ und $r_b^+$
$d_{r_a^+}$	Ankunftszeit an einem Pickupknoten $r_a^+$
$\omega_1$	Gewichtung des Einflusses der Distanz auf das Ähnlichkeitsmaß
$\omega_2$	Gewichtung des Einflusses der relativen Position der Pickup- und Delivery-Knoten auf das Ähnlichkeitsmaß
$TC$	Menge, der durch den Shaw Removal Operator ausgewählten Aufträge
$i$	Laufvariable, die ausgewählte Aufträge zählt
$q$	Anzahl der Aufträge, die durch den Shaw Removal Operator entfernt werden
$TS$	Sortierte Aufträge gemäß $Rel(a, b)$
$p$	Zufallseinfluss für Auswahl eines Auftrags mit $p \geq 1$
$u$	Zufallszahl, die die Position des Auftrags in einer sortierten Liste bestimmt mit $u \in [0, 1)$
$k$	$k$ -beste Einfügeposition für einen Auftrag in eine Tour
$\Delta f_{a,k}$	Regret-Wert, der das Bedauern einer Einfügeoperation im Vergleich zu der best möglichen Einfügeoperation eines Auftrages beschreibt
$T_{neu}$	Aus der Nachbarschaft der Regret- $k$ Heuristik resultierender Tourenplan
$t_{neu}$	Eine Tour, die aus $T_{neu}$ ausgewählt wurde
$Temp$	Temperaturparameter im Simulated Annealing
$g$	Abkühlungsrate
$f(T_{cur})$	Zielfunktionswert der aktuellen Lösung $T_{cur}$
$f(T)$	Zielfunktionswert einer Lösung $T$
$p^a$	Akzeptanzwahrscheinlichkeit der aktuellen Lösung $T_{cur}$ bezüglich einer Lösung $T$
$max - I$	Anzahl an Iterationen der LNS

**Modelle für statische Transportprobleme***Klassisches, statisch-deterministisches Transportproblem**Modell<sub>TP</sub>* Klassisches Transportmodell

$M$	Menge von Angebots-Knoten
$N$	Menge von Nachfrage-Knoten
$i$	Knoten $i \in M$
$j$	Knoten $j \in N$
$a_i$	Angebot an Knoten $i$
$b_j$	Nachfrage an Knoten $j$
$c_{ij}$	Distanz für den Transport von Knoten $i$ nach Knoten $j$
$w_{ij}$	Flussvariable, die den Transport von Gütern aus Knoten $i$ nach Knoten $j$ repräsentiert

*Einfluss der Economies of Scale auf das Transportmodell**Modell<sub>TP2</sub>* Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur*Modell<sub>plTP</sub>* Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur und Strafkostenfaktor $w_{ij}$  Flussvariable, die den Transport von genau einem Gut aus Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  repräsentiert $\ddot{w}_{ij}$  Flussvariable, die den Transport einer geraden Anzahl von Gütern aus Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  repräsentiert*Statisch-stochastisches Transportproblem**Modell<sub>2R</sub>* Zweistufiges lineares Transportmodell mit stochastischer Nachfrage und Recourse $\xi_s$  Stochastische Variable mit beobachteter Realisierung  $s$  $\gamma_{ij}$  Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Kosten bzw. Distanz für den Transport von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  $E$  Erwartungswert $s$  Realisierung einer Nachfrage $S$  Menge der Realisierungen  $s$  $\beta_j$  Stochastische Nachfrage in Knoten  $j$  $b_{js}$  Nachfrage in Knoten  $j$  bei Realisierung  $s$  $p_{js}$  Wahrscheinlichkeit  $p$  einer Realisierung  $s$  in Knoten  $j$  $v_{ijs}$  Schlupfvariable bzw. Entscheidungsvariable der zweiten Stufe für einen Transportfluss von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  bei beobachteter Realisierung  $s$  $R$  Recourse Wert bzw. Faktor für Strafzahlungen, falls eine Unter- bzw. Überdeckung korrigiert werden muss*Modell<sub>CC</sub>* Chance-Constrained Transportmodell $\pi_j$  Wahrscheinlichkeit, dass eine Unterdeckung des unsicheren Bedarfs am Knoten  $j$  entsteht $P$  Wahrscheinlichkeit, dass die Nebenbedingung eintritt $\Pi_j$  Quantil der Wahrscheinlichkeitsverteilung für die unsichere Nachfrage in Knoten  $j$ **Lösungsansätze für statische Transportprobleme***Modell<sub>LP1</sub>* Lineares Optimierungsmodell*Modell<sub>LP2</sub>* Äquivalent zerlegtes Modell zu *Modell<sub>LP1</sub>* als Vorbereitung für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition*Modell<sub>LP3</sub>* Vorläufiges Masterproblem für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition*Modell<sub>DW</sub><sup>M</sup>* Masterproblem für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition

$Modell_{DW}^{RM}$  beschränktes Masterproblem (engl.: restricted master problem) für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition

$Modell - Dual_{DW}^{RM}$  Duales Problem zum beschränkten Masterproblem (Pricing-Problem) für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition

$Modell_{DW}^{Sub}$  Subproblem um in der Dantzig-Wolfe-Dekomposition neue Eckpunktlösungen zu finden

$c$	Vektor der Kostenkoeffizienten
$x$	Vektor der Entscheidungsvariablen
$Z$	Zielwert
$A$	Koeffizientenmatrix, die in $A^1$ und $A^2$ äquivalent zerlegt werden kann
$b$	Rechte Seite des linearen Programms
$\mathcal{P}$	Konvexes Polytop
$p$	Anzahl der Ecken mit $p \in \mathcal{P}$
$x^j$	$j$ -te Ecke und damit potenziell optimale Lösung in $\mathcal{P}$
$x^{conv}$	Zulässige Lösung in $\mathcal{P}$
$\lambda_j$	Gewicht der Konvexkombination für Ecklösung $j$
$\hat{c}_j$	Vektor der substituierten Vektormultiplikation $cx^j$
$\hat{A}_j^1$	Substitut für $A^1x^j$
$\tilde{\lambda}$	Zulässige Lösung im Masterproblem
$\tilde{x}$	Zulässige Lösung im Originalproblem
$k$	Zähler für die Iterationen im Dantzig-Wolfe-Algorithmus
$P(k)$	Menge der Ecklösungen, die bis Iteration $k$ in das beschränkte Masterproblem aufgenommen worden sind ( $P(k) \subset \{1, \dots, p\}$ )
$u$	Vektor der Dualvariablen aus dem Dualen Problem des beschränkten Masterproblems
$v$	Skalare Dualvariable aus dem Dualen Problem des beschränkten Masterproblems
$\hat{c}_j^*$	Reduzierter Kostenkoeffizient, der eine vielversprechende Lösung in der nächsten Iteration anzeigt

## Modelle für dynamische Transportprobleme

*Dynamisch-deterministisches Transportproblem nach Bellmore 1969*

$Modell_{msTP}^{Bell}$  Dynamisches Transportmodell nach Bellmore et al. (1969)

$c_{ij}^t$	Kosten bzw. Distanz für den Transport von Knoten $i$ nach Knoten $j$ in Periode $t$
$w_{ij}^t$	Flussvariable, die den Transport von Gütern aus Knoten $i$ nach Knoten $j$ in Periode $t$ repräsentiert
$d_j^t$	Lagerkostensatz für die Güter in Knoten $j$ in Periode $t$
$I_j^t$	Lagermenge in Knoten $j$ und Periode $t$
$a_i^t$	Angebot an Knoten $i$ in Periode $t$
$b_j^t$	Nachfrage an Knoten $j$ in Periode $t$



*Dynamisch-deterministisches Transportproblem nach Aronson**Modell<sub>msTP</sub><sup>Aron</sup>* Dynamisches Transportmodell nach Aronson (1989)

- $N_i^+(t)$  Knoten, die in Periode  $t$  eine ausgehende Kante  $[i, j]$  besitzen  
 $N_i^-(t)$  Knoten, die in Periode  $t$  eine eingehende Kante  $[i, j]$  besitzen  
 $A(t)$  Menge aller möglichen Kanten in Periode  $t$   
 $w_{ijt'}$  Fluss von Knoten  $i$  in Periode  $t$  nach Knoten  $j$  in Periode  $t'$   
 $c_{ijt'}$  Kosten bzw. Distanz für den Transport von Knoten  $i$  in Periode  $t$  nach Knoten  $j$  in Periode  $t'$

*Dynamisch-deterministisches Transportproblem: Mein Formulierungsansatz**Modell<sub>msTP</sub>* Dynamisches Transportmodell*Modell<sub>msplTP</sub>* Dynamisches Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur

- $p_i^t$  Summe der Pickups für die Aufträge an Knoten  $i$  in Periode  $t$   
 $d_i^t$  Summe der Deliveries für die Aufträge an Knoten  $i$  in Periode  $t$   
 $\bar{a}_i^t$  Angebot an Knoten  $i$  in Periode  $t$  vor Beginn der Tourenplanung (Pickups und Deliveries)  
 $\dot{w}_{ij}^t$  Flussvariable, die den Transport von genau einem Gut von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  in Periode  $j$  repräsentiert  
 $\ddot{w}_{ij}^t$  Flussvariable, die den Transport einer geraden Anzahl von Gütern von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  in Periode  $j$   
 $\psi$  Strafkostensatz für die Mitnahme eines zweiten Wechselcontainers in *Modell<sub>msplTP</sub>*

*Dynamisch-stochastisches Transportproblem**Modell<sub>smsTP</sub>* Dynamisch-stochastisches Transportmodell mit Recourse

- $\bar{\alpha}_i^t$  Unsicheres Angebot an Knoten  $i$  in Periode  $t$  vor Beginn der Tourenplanung  
 $a_{is}^t$  Angebot an Knoten  $i$  in Periode  $t$  bei Realisierung  $s$   
 $\beta_i^t$  Unsichere Nachfrage an Knoten  $i$  in Periode  $t$   
 $b_{is}^t$  Nachfrage an Knoten  $i$  in Periode  $t$  bei Realisierung  $s$   
 $S_i^t$  Menge der Realisierungen in Form von tatsächlich anfallenden Pickups und Deliveries an Knoten  $i$  in Periode  $t$   
 $s_i^t$  Realisierung an Knoten  $i$  in Periode  $t$  mit  $s_i^t \in S_i^t$   
 $p_{js}^t$  Auftrittswahrscheinlichkeit der Realisierung  $s$  an Knoten  $j$  in Periode  $t$   
 $v_{ijs}^t$  Schlupfvariable bzw. Entscheidungsvariable der zweiten Stufe für einen Transportfluss von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  bei Realisierung  $s$  in Periode  $t$

**Lösungsansätze für dynamische Transportprobleme**

- $u_{ij}$  Flusskapazität auf Kante  $(i, j)$

- $A$  Kanten, die sich im aufspannenden Baum befinden
- $B$  Kanten, die sich nicht im aufspannenden Baum befinden und einen aktuellen Fluss von  $w_{ij} = 0$  aufzeigen
- $C$  Kanten, die sich nicht im aufspannenden Baum befinden und deren Flussgrenze  $u_{ij}$  bereits erreicht ist
- $(A, B, C)$  3-Tupel, das einen Aufspannenden Baum in einem Netzwerk beschreibt
- $\pi(i)$  Knotenpotenzial, dass sich aus dem Potenzial des Vorgängerknotens  $j$  und der Kosten für die Kante  $(j, i)$  ergibt:  $\pi(i) := \pi(j) - c_{ji}$
- $c_{ij}^*$  Reduzierende Kosten im Simplex-Algorithmus
- $(c_{ij}, k_{ij}, f_{ij})$  3-Tupel einer Kante  $(i, j) \in E$  mit den Kosten, der maximalen Kapazität und dem aktuellen Fluss
- $(D(i), p(i))$  Marke an einem Knoten mit dem aktuell kürzesten Weg und dem direkten Vorgänger

### **Integration: Deterministische Planungssituation**

$Model_{msTP}^{tr}$  Dynamisches Transportmodell mit integrierten Transportaufträgen

$Model_{msplTP}^{tr}$  Dynamisches Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur und integrierten Transportaufträgen

$Modell_{GPD}^{Deep}$  General Pickup and Delivery Modell mit Selektionskomponente

$SP_{msTP}$  Sequenzielle Planung mit dynamischem Transportmodell

$SP_{msplTP}$  Sequenzielle Planung mit dynamischem Transportmodell und stückweise-linearer Kostenstruktur

$FI_{msTP}$  Funktionale Integration mit dynamischem Transportmodell

$FI_{msplTP}$  Funktionale Integration mit dynamischem Transportmodell und stückweise-linearer Kostenstruktur

$TDI_{msTP}$  Taktische Deep Integration mit dynamischem Transportmodell

$TDI_{msplTP}$  Taktische Deep Integration mit dynamischem Transportmodell und stückweise-linearer Kostenstruktur

$ODI$  Operationale Deep Integration

$Z_a$  Zielgröße für die Entscheidungen der Allokation

$Z_b$  Zielgröße für die Entscheidungen der Tourenplanung

$s_{msTP}$  Lösung des dynamisch-deterministischen Transportmodells  $Modell_{msTP}$

$s$  Startlösung eines Tourenplanungsproblems

$s_{best}$  Verbesserte Lösung zu  $s$  durch LNS

$AR$  Allokationsaufträge ermittelt aus den Flüssen als Ergebnis des Transportmodells

$s_{msTP}^{tr}$  Lösung des dynamisch-deterministischen Transportmodells  $Model_{msTP}^{tr}$

$a$  Mögliche Aufträge aus den Mengen  $TR$  und  $AR$

$SEL$  Vektor der möglichen Aufgaben Transport und Allokation

$b$	Mögliche Aufgaben enthalten in der Menge $SEL$
$y_a$	Vektor der selektierten Aufträge mit dem Eintrag 1, falls ein Auftrag $a$ gewählt wurde und 0 falls nicht
$e_{ab}$	Koeffizient bzw. Eintrag in der Set-Partitioning-Matrix der bestimmt, ob ein Auftrag in einer Aufgabe enthalten ist oder nicht
$V_{ij}^t$	Menge von Transportflüssen Fluss von Transportaufträgen zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$ in Periode $t$
$v_{ij}^t$	Fluss von Transportaufträgen zwischen Knoten $i$ und Knoten $j$ in Periode $t$ mit $v_{ij}^t \in V_{ij}^t$
$d_{mean}$	Mittelwert der Zielfunktionswerte (Gesamtdistanz) aus 30 Experimenten
$d_{min}$	Minimaler Zielfunktionswert der $d_{mean}$ für einen bestimmten Planungsansatz
$d_{max}$	Maximaler Zielfunktionswert der $d_{mean}$ für einen bestimmten Planungsansatz
$d_{norm}$	Normalisierter und für alle Verteilungen gemittelter Zielfunktionswert bezüglich aller $d_{mean}$ für einen bestimmten Planungsansatz

### Integration: Stochastische Planungssituation

$s - SP_{plTP}$	Sequenzielle Planung mit statischem Transportmodell
$s - FI_{msTP}^{exp}$	Funktionale Integration mit dynamischem Transportmodell und Erwartungswerten
$s - FI_{msTP}^{knw}$	Funktionale Integration mit dynamischem Transportmodell und bekannten Aufträgen
$s - FI_{smsTP}^{roll}$	Funktionale Integration mit dynamisch-stochastischem Transportmodell und rollierendem Planungshorizont
$s - ODI$	Operationale Deep Integration
$s_{plTP}$	Lösung des statischen Transportmodells mit stückweise-linearer Kostenstruktur $Modell_{plTP}$
$TR_{exp}$	Menge der erwarteten Transportaufträge
$s_{smsTP}$	Lösung des dynmisch, stochastischen Transportmodells $Modell_{smsTP}$



# Einführung

## 1.1 Motivation

Das Paketaufkommen in Deutschland, europaweit und weltweit stieg in den letzten Jahren stark an. Nach Prognosen des Bundesverbandes Internationaler Express- und Kurierdienste e.V. wird sich dieser Trend auch in Zukunft fortsetzen (Esser und Kurte, 2007). Kurier-Express-Paket-Dienstleister (KEP), wie beispielsweise DHL und Hermes<sup>1</sup> transportieren überwiegend kleine Sendungen von Haus zu Haus und sehen sich dabei vielfältigen logistischen Problemen gegenübergestellt. So fordert der Markt u.a. verlässliche und kurze Lieferzeiten, Serviceleistungen, europaweite und weltweite Abholung und Zustellung.

Die Entwicklung der Sendungsvolumina und Umsätze von KEP-Dienstleistern beschreibt eindrucksvoll die Wichtigkeit dieses Sektors für die deutsche Wirtschaft (Esser und Kurte, 2007). Nach einer Studie dieser Branche aus dem Jahr 2007 sind Anstiege von 1,6 Mrd. Sendungen in 1999 auf ca. 2,1 Mrd. Sendungen in 2007 mit einer Prognose von ca. 2,4 Mrd. Sendungen im Jahr 2010 festzustellen. Das Wachstum beträgt somit 50%. Die Umsätze sind mit 9,9 Mrd. Euro im Jahr 1999 auf 13,2 Mrd. Euro in 2007 gestiegen und werden mit prognostizierten 15,2 Mrd. Euro im Jahr 2010 angegeben. Dieser überproportional starke Anstieg wird vor allem auf die zunehmende Bedeutung von Premiumdiensten wie Versicherungsleistungen und Übernacht-Lieferung zurückgeführt. Der Anstieg von Sendungsvolumina und des Umsatzes hatte auch Auswirkungen auf die Beschäftigungssituation in diesem Wirtschaftsbereich. Im Jahr 2006 waren in Deutschland 173.500 Personen direkt und 340.500 indirekt beschäftigt und von 2002 bis 2006 stieg diese Zahl um 8,3% bzw. 6,4% an (Esser und Kurte, 2007).

Zur Erfüllung dieser Aufgaben haben KEP-Dienstleister große, weltumspannende oder zumindest deutschlandweite Netzwerke aufgebaut, innerhalb derer sie das Transportprodukt erbringen. Es ist aus wirtschaftlichen Gründen sinnvoll, solche Netze in Anlehnung an die Hub-and-Spoke-Netze der Fluggesellschaften mit zentralen Umschlagpunkten und Filialen mit Einzugsgebieten anzulegen. Solch eine Netzwerkstruktur stellt eine strategische, da langfristig orientierte Entschei-

---

<sup>1</sup> Einige Vertreter dieser Branche mit ihren weltweiten Umsätzen in Millionen € sind nach Klaus und Kille (2008): 1) DHL (17.195); 2) TNT (6.011) 3) La Poste (4.170) 4) UPS (2.500 in Europa) 5) DPD (1.130) 6) GLS (1.600) 7) Hermes (816).

dung für ein Unternehmen dar. Sie führt dazu, dass die Problemstellung in die Planung von Einsammel- und Auslieferungstransporten im Einzugsgebiet und gebündelten Transporten zwischen den Umschlagspunkten zerfällt. Die Bündelung, die Literatur spricht auch von Konsolidierung, birgt das größte Einsparpotenzial beim Transport von Gütern (Grünert und Sebastian, 2000).

Diese Arbeit fokussiert auf die Transporte zwischen den Umschlagspunkten. Da das Transportprodukt u.a. durch die Ressourcen Arbeitskraft, Lkw und Ladungsträger erbracht wird, stellt es eine Herausforderung dar, diese knappen und Kosten verursachenden Ressourcen effizient zu planen. Die Verringerung von eingesetzten Ressourcen und gefahrenen Kilometern führt dabei zu weniger Personaleinsatz und geringeren Fixkosten. Deshalb möchte ich mich weiterhin auf das Management der Ressource Lkw und Ladungsträger konzentrieren. Eine große Kostenkomponente stellt die Bewegung leerer Ressourcen, sowohl bezüglich Lkw als auch Ladungsträger, dar. Diese Leerfahrten sind nahezu unvermeidlich und liegen erfahrungsgemäß zwischen 15% und 30% der gesamten Transportdistanzen (Cundill und Hull, 1979; Dejans und Crainic, 1987; Kessel+Partner, 1998; Hall, 1999; Aberle, 2003). Da sie nicht direkt zur Wertschöpfung beitragen, würde deren Verringerung einen Vorteil für die Wettbewerbssituation bedeuten.

Da es sich bei Planungsproblemen des beschriebenen Typs um typische Anwendungsgebiete des Operations Research handelt, liegt der Schwerpunkt dieser Arbeit auf der Analyse, der Entwicklung und dem Test entsprechender Modelle und Lösungsansätze. Dazu formuliere ich anschließend an diesen Abschnitt, das in der Praxis beobachtete Wechselcontainerproblem. Die abgeleiteten Ergebnisse und die Beantwortung der aufzustellenden Forschungsfragen können einen Beitrag für die effizientere Planung dieser und verwandter Problemstellungen liefern.

## 1.2 Das Wechselcontainerproblem

Dieses Kapitel beschreibt ein praxisnahes logistisches Problem: Das Wechselcontainerproblem (engl. Swap Container Problem, SCP). Mit der Entwicklung von Hub-and-Spoke-Netzwerken im Gütertransport auf der Straße tritt dieses Problem bei großen Paketdienstleistern wie DHL und Hermes auf (Grünert und Sebastian, 2000).

Hubs sind zentrale Umschlagspunkte in Netzwerken, die jeweils Kundenorte (Spokes) in der Umgebung bedienen. Pakete werden von Fahrzeugen aus den örtlichen Postfilialen oder direkt vom Kunden abgeholt und in die Hubs verbracht. Innerhalb der Hubs finden dann Sortiermaßnahmen und Konsolidierungen statt, die darauf abzielen, die Pakete über längere Distanzen gemeinsam und damit kostengünstig zu transportieren. Diese Arbeit zielt auf Transporte zwischen den Hubs ab, welche deutschlandweit vornehmlich auf der Straße durch den Lkw und den Wechselcontainer als Ladungsträger durchgeführt werden. In einem Netzwerk mit  $n$  Hubs sind  $n^2 - n$  direkte Verbindungen möglich, die alle genutzt werden, falls mindestens ein Transportauftrag für jede dieser Direktverbindungen existiert. Dies ist betriebswirtschaftlich meist nicht effizient und so ist es anstrebenswert, Hubs nacheinander derart anzufahren, dass Aufträge auf Streckenabschnitten miteinan-

der kombiniert werden können. Das skizzierte Problem ist Gegenstand der Tourenplanung.

Wechselcontainer sind vergleichbar mit Containern im Schiffsverkehr und kamen Mitte der 1960er Jahre auf den Markt. Die Deutsche Post hatte im Jahr 2002 ca. 6.500 Stück im Einsatz (Bergrath, 2002). Meist führen externe Dienstleister (Frachtführer) auch Aufträge auf eigenen Wechselcontainern aus. Wechselcontainer sind 7,45 Meter lang, 2,5 Meter breit, 2,6 Meter hoch, wiegen ca. 2,5 Tonnen bei einer Zuladung von ca. 15 Tonnen und haben ausklappbare Füße zur Lagerung<sup>2</sup>. Dadurch können sie auch einfach vom Lkw abgestellt und wieder aufgenommen werden. Abbildung 1.1 vermittelt einen Eindruck von der verwendeten Technik. Bei KEP-Dienstleistern ist die Mehrzahl der Fahrten an externe Frachtführer ausgliedert, wobei ein Frachtführer für ein Hub federführend tätig ist.

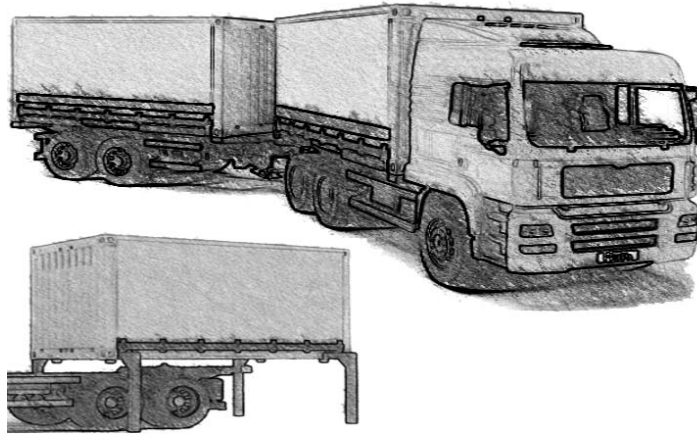


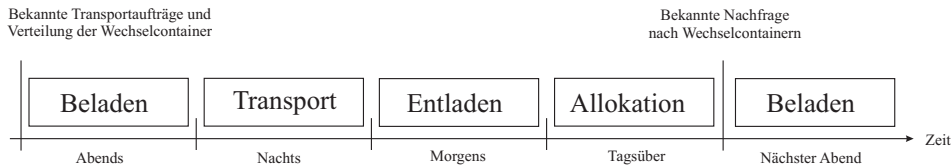
Abb. 1.1. Schematische Darstellung eines Wechselcontainers

Bei der *Beladung* der Wechselcontainer in den Hubs kommen entweder Pake-troboter (z.B. bei DHL) oder die menschliche Arbeitskraft zum Einsatz (Scholz-Reiter et al., 2005; Wellbrock, 2008). Wenn ein Wechselcontainer beladen ist, stellt dieser mit seinem Be- und Entladeort einen *Transportauftrag* dar. Auf einem Fahrzeug können zwei Wechselcontainer transportiert werden. Die Aufgabe des Planers ist es, diese zu kombinieren und in der *Transportphase* distanzminimal durch das Netzwerk zu transportieren. Im Weiteren verwende ich in diesem Zusammenhang auch den Begriff Tourenplanung. Dabei ist es erlaubt, Umwege über nicht den Auftragsort betreffende Hubs zu fahren, wenn dies sinnvoll erscheint. Nicht erlaubt sei, einen Wechselcontainer aufzunehmen, ihn an einem Ort abzustellen der nicht Entladeort ist, und ihn dann mit einem anderen Fahrzeug von diesem Ort zum Entladeort zu bringen. Die Transporte selbst werden durch Fremdvergabe realisiert und auf Basis der erstellten Tourenpläne vergütet. Fahrzeuge kehren am

<sup>2</sup> Abweichende Maße sind bei verschiedenen Anbietern möglich. Eine vereinheitlichte Standardeinheit wie bei Schiffscontainern gibt es nicht. Zahlreiche Typen z.B. mit Kühlung, als Gerüst ohne Seitenwände, als Flüssigkeitsbehälter und ohne Aufbauten sind verfügbar. Der Oberbegriff für diese unterschiedlichen Typen lautet Wechselbrücken. Die Haltbarkeit eines Wechselcontainers wird mit ca. 8 bis 10 Jahren angegeben.

Ende der Tour zu ihrem Starthub zurück. Es seien ausreichend Wechselcontainer für das Transportaufkommen mindestens einer Periode vorhanden.

Nach der Transportphase werden die Wechselcontainer an ihren Bestimmungsorten *entladen* und stehen wieder als leere Wechselcontainer zur Verfügung. Die Transportaufträge für die nächste Periode sind bereits bekannt. Damit ist es möglich, fehlende leere Wechselcontainer für die nächste Belade- und Transportphase zu bestimmen. Dies ist die zweite, in dieser Arbeit betrachtete Aufgabe des Planers. Wird erkannt, dass zu wenige Wechselcontainer vorhanden sind, so müssen diese von anderen Orten im Netzwerk zu diesen Nachfrageorten allokiert werden<sup>3</sup>. Es schließt sich die *Allokationsphase* an. Im Weiteren und mit Bezug auf die relevante Literatur wird dies auch als Transportplanung bezeichnet. Hier gilt es, den Quellort für einen zu allokierten Wechselcontainer zu ermitteln. Wechselcontainer, die in diesem Zusammenhang transportiert werden, nenne ich *Allokationsaufträge*. Traditionell folgt die Umsetzung der Transporte und Allokationen sequenziell, wie in Abbildung 1.2 dargestellt.



**Abb. 1.2.** Das Wechselcontainerproblem im Zeitverlauf

Aufgrund des Wissens über die zukünftige Nachfrage nach leeren Wechselcontainern scheint es sinnvoll, beide Phasen miteinander zu verbinden. Die Allokation kann bereits in der Transportphase erfolgen, indem zukünftige Bedarfe leerer Wechselcontainer als Allokationsaufträge in die Tourenplanung einbezogen werden. Dies ist möglich, da Wechselcontainer ein homogenes Gut darstellen und es demzufolge unerheblich ist, welchem Quellhub sie entstammen. Einige Arbeiten zu eng verwandten Problemen beschäftigen sich mit der integrativen Betrachtung von Leerfahrten und Transportfahrten (Powell, 1986, 1987; Haghani, 1989; Beaujon und Turnquist, 1991; Fagerholt und Christiansen, 2000; Shintani et al., 2007; Imaia et al., 2008; Meisel und Bierwirth, 2008; Che et al., 2008).

Die Überlegung, leere und volle Wechselcontainer gleichzeitig zu transportieren, nutzt folgende Eigenschaften der Tourenplanung aus.

1. *Mitnahme*: Es ist erlaubt, bis zur maximalen Kapazität von zwei Einheiten Wechselcontainer auf einer oder mehreren Teilstrecken miteinander zu kombinieren. Es sind volle und leere Wechselcontainer kombinierbar.
2. *Umweg*: Mitnahme in Verbindung mit der Möglichkeit über weitere Hubs zu fahren, vergrößert die Kombinationsmöglichkeiten von Wechselcontainern erheblich. Wenn sich diese zusätzlichen Hubs nicht auf der direkten Verbindung

<sup>3</sup> Vom Standpunkt des Wechselcontainers aus betrachtet stellt dies eine Leerfahrt dar. Betrachtet man das Problem allerdings aus dem Blickwinkel der Fahrzeuge, so fahren sie beladen mit leeren Wechselcontainern und man würde diese Fahrt als Allokation bezeichnen. Letzteren Begriff möchte ich in dieser Arbeit verwenden.



zwischen Be- und Entladeort des Transportauftrags befinden, spreche ich von Umwegen.

Ziel der Arbeit ist es, Planungsstrategien für gute Transport- und Allokationsentscheidungen zu entwickeln. Das wird typischerweise durch Pläne mit einer geringen Ressourcenbeanspruchung erreicht. In den Modellen des SCP verfolge ich diese Zielsetzung durch distanzminimale Tourenpläne für Transporte und Allokationen. Die Dissertation umfasst daher einerseits die Auseinandersetzung mit der sequenziellen Vorgehensweise und andererseits vor allem die Analyse von Ansätzen zur integrativen Planung der beiden Teilprobleme. Um das Ziel der Arbeit zu erreichen, habe ich verschiedene Aufgabenpakete identifiziert, die sich im Aufbau wiederfinden.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

Ich möchte die aus meiner Sicht relevanten Fragestellungen zur Entwicklung von Planungsstrategien für das SCP vorstellen. Aus meiner Sicht bieten sich drei Zugänge, um dies zu erreichen.

1. *Spezialliteratur zu Wechselcontainern:* Planungsprobleme, die sich mit Wechselcontainern (allgemein auch als Wechselbrücken bezeichnet) beschäftigen, sind in der Literatur kaum anzutreffen. Bergrath (2002) beschreibt die Aufgaben eines Mittelständlers, der für einen Paketdienstleister die Transportleistung mit Wechselbrücken erbringt. Gerfer (2004) hat in seinem BMBF-Projekt den Transport temperaturgeführter Güter im Kombinierten Verkehr untersucht. Beide Arbeiten sind nur sehr begrenzt hilfreich für mein Dissertationsvorhaben. Mühlich (2002) präsentieren eine Machbarkeitsstudie in Zusammenarbeit mit der Universität Hannover, die Potenziale für ein technisch-organisatorisches Gesamtkonzept mit Wechselbrücken prüft. Die Analyse betrifft hauptsächlich die Ablauforganisation bezüglich der internen Logistik eines Unternehmens der Messelogistik ohne Leefahrten und kann daher keine Impulse für meine Arbeit liefern. Darüber hinaus ist mir auch kein entsprechendes Folgeprojekt bzw. Anschlusspublikation bekannt. Seit Anfang dieses Jahres beschäftigt sich Gorltd (2008) am Bremer Institut für Produktion und Logistik GmbH im Rahmen eines von der DFG geförderten Projekts mit intelligenter Wechselbrückensteuerung. Dieses Projekt untersucht die Integration von dynamischen Daten aus der RFID- und GPS-Technologie in die Tourenplanung. Es ist damit nicht unmittelbar im Betrachtungsfeld dieser Arbeit. Darüber hinaus befinden sich die Forschungen in einem sehr frühen Stadium und so gibt es noch keine Ergebnisse und Veröffentlichungen.
2. *Analyse der Teilprobleme:* Eine weitere Möglichkeit mich der Problemstellung zu nähern, ist die Analyse der Teilprobleme und die Suche nach verwandten Problemen in der Literatur. Die Allokation von Seecontainern, verschiedenste Problemstellungen der Eisenbahn und die Leerfahrzeugallokation sind einige Themenbereiche, aus denen sich Modelle und Methoden adaptieren lassen (Crainic et al., 1993; Beckmann et al., 1956; Herren, 1977; Powell, 1986). Das

Teilproblem Tourenplanung ist in den letzten Jahrzehnten umfangreich untersucht worden, in der hier vorgefundenen sehr speziellen Form allerdings noch nicht. Dennoch bietet die Literatur zur Tourenplanung viele Ansätze zur Modellierung und schlägt zahlreiche adaptierbare Algorithmen vor (Parragh et al., 2008a,b; Golden et al., 2008).

3. *Integration allgemein und bezüglich verwandter Problemstellungen:* Die integrierte Planung von Problemen wurde in Hinblick auf prinzipielle Strategien (Geoffrion, 1989, 1999) und bezüglich verschiedener Problemstellungen untersucht (Haghani, 1989; Beaujon und Turnquist, 1991; Lim und Kim, 1999; Fagerholt und Christiansen, 2000; Shintani et al., 2007; Imaia et al., 2008; Meisel und Bierwirth, 2008; Che et al., 2008). Letztere Arbeiten berichten jeweils von der erfolgreichen Anwendung ihrer Konzepte. Zwar behandeln die genannten Arbeiten weder das SCP, meist sogar keines der identifizierten Teilprobleme, so inspirieren sie gleichwohl zu Integrationsideen für das SCP.

Die genannten Zugänge fließen in dieser Reihenfolge in die Strukturierung der Arbeit ein. Das SCP als logistisches Problem wird in Teil I analysiert. Danach werden in Teil II Modelle und Lösungsansätze für die Teilprobleme aus der Literatur abgeleitet. In einem dritten Teil werden die Modelle anschließend durch Integrationsansätze miteinander verbunden und passende Lösungsalgorithmen dafür abgeleitet. Schaubild 1.3 liefert zu diesem Vorgehen eine Übersicht.

Das SCP ist ein komplexes logistisches Problem. Kapitel 2 betrachtet unterschiedlichste Fragestellungen und Eigenschaften, die mit dem SCP verbunden sind. Ein wichtiger erster Schritt stellt die Einordnung in die Diskurswelt der Logistik dar (Kapitel 2.1). Weiterhin gilt es die Aufgaben und Aufgabenträger im SCP zu bestimmen (Kapitel 2.2). Die Transportaufgabe ist zentraler Bestandteil des SCP. Deren Eigenschaften sind daher Grundlage für die Planung. Planung in der Logistik, wie auch im SCP, findet u.a. in physischen Netzwerken statt. Die Analyse und Diskussion der sich daraus ergebenden Konsequenzen für das SCP sind ebenfalls Inhalt dieses Kapitels. Die Transportaufgabe im SCP ist dem Straßengüterverkehr zugeordnet. Die Frage, warum dies die richtige Verkehrsträgerwahl ist, beantwortet Kapitel 2.3. Detailliert gehe ich darüber hinaus auf Entwicklungen und Trends im Straßengüterverkehr ein, die sowohl Motivation für die Bearbeitung dieses Themas als auch Grundlage für die Planung im Straßengüterverkehr sind. Es wurde bereits erläutert, dass das Planungsproblem SCP in zwei Teilaufgaben zerfällt, die Tourenplanung und die Transportplanung. Kapitel 2.4 diskutiert diese Aufgaben im Rahmen der identifizierten Planungsebenen in der Logistik.

Das SCP hat verschiedene Facetten die Planungssituation betreffend. Es kann als statisches (einperiodiges) oder dynamisches (mehrperiodiges) Problem angesehen werden, wobei ersteres eine modelltechnische Vereinfachung darstellt. Dennoch bietet auch die statische Betrachtung wichtige Einblicke in die Struktur des Problems und der Modelle. Des Weiteren unterscheiden sich mögliche Planungssituationen noch bezüglich der zugrundeliegenden Daten. Sind alle Daten mit Sicherheit bekannt, handelt es sich um ein deterministisches, sind sie mit Risiko behaftet, um ein stochastisches Problem. Ich werde in Kapitel 3 grundlegende Aspekte der Planung und Entscheidung, insbesondere durch die Vorstellung von

Zusammenfassung

Inhalts-, Abbildungs-, Tabellen-, Abkürzungs- und Notationsverzeichnis

#### Kapitel 1: Einführung

- Motivation
- Problembeschreibung
- Aufbau der Arbeit

### Teil I: Problemstellung

#### Kapitel 2: Analyse des SCP als logistisches Problem

- Logistikbegriff
- Straßengüterverkehr
- Aufgaben, Strukturen und Planung in der Transportlogistik

#### Kapitel 3: Entscheidungsmodelle

- Entscheidungstheorie und Quantitative Methoden
- Datenkomponente und Dynamik
- Lösung von Entscheidungsproblemen

### Teil II: Planungsebenen

#### Kapitel 4: Tourenplanung

- Modelle
- Lösungsverfahren

#### Kapitel 5: Transportplanung

- Modelle
- Lösungsverfahren

### Teil III: Integration

#### Kapitel 6: Integrationsansätze für das deterministische SCP

- Planungsansätze und Implementierung
- Forschungsfragen
- Experimentdesign

#### Kapitel 7: Integrationsansätze für das stochastische SCP

- Planungsansätze und Implementierung
- Forschungsfragen
- Experimentdesign

#### Kapitel 8: Fazit

Literaturverzeichnis

**Abb. 1.3.** Aufbau der vorliegenden Arbeit

Methoden des Operations Research, erläutern. Aufbauend auf die statische Entscheidungssituation, leite ich wichtige Implikationen für dynamische und stochastische Problemstellungen, Modelle und Lösungsverfahren ab. Zusammenfassend strukturiert Kapitel 3.4 die verschiedenen Aspekte der modellgestützten Planung durch die Einführung eines Frameworks. Dieses stellt eine gedankliche Struktu-

rierung der Komponenten für die Entscheidungsfindung für dynamische Probleme dar. Weiterhin dient es als Grundlage der Implementierungen für die rechnergestützte Studie bezüglich der Integrationsansätze.

Die folgenden zwei Kapitel 4 und 5 greifen jeweils Aspekte der Modellierung und Lösung der beiden identifizierten Teilprobleme Tourenplanung und Transportplanung auf. Das Vorgehen ist dabei identisch: Modelle für statische Probleme gefolgt von Lösungsverfahren für diese und Modelle für dynamische Probleme gefolgt von Lösungsverfahren bilden die Struktur dieser Kapitel. Beide Kapitel können unabhängig voneinander gelesen werden.

Teil III der Arbeit ist einer umfassenden rechnergestützten Studie zu den Integrationsansätzen gewidmet. Für das SCP werden ausführlich Planungsansätze aus Teil I abgeleitet und mit den Modellen aus Teil II konkrete Implementierungsvorschläge gemacht. Dabei liegt das Augenmerk auf Integrationsansätzen. Kapitel 6 behandelt den deterministischen Fall und es werden sieben Planungsansätze vorgeschlagen (Kapitel 6.2 bis 6.4). Da in der Realität oftmals keine deterministischen Daten vorhanden sind bzw. Vorhersagen für risikobehafteten Variablen zu schlechten Planungsergebnissen führen, zielt Kapitel 7 auf die Untersuchung der veränderten Entscheidungssituation ab. Ich schlage fünf Planungsansätze für stochastische Daten vor (Kapitel 7.2 bis 7.5). Als Vergleichslösung bietet sich eine ex-post Untersuchung an, in der alle stochastischen Daten als bekannt angenommen werden und das bestmögliche Ergebnis als Benchmark ermittelt wird (Kapitel 7.3). Ein Fazit mit den wichtigsten Ergebnissen und das Aufzeigen möglicher Forschungsrichtungen schließen die Arbeit ab.

## Problemstellung



## Analyse des SCP als logistisches Problem

Dieses Kapitel hat im Wesentlichen zwei Aufgaben. Einerseits soll es die betriebswirtschaftlichen Grundlagen für die nachfolgenden Modellierungs- und Planungskapitel schaffen. Andererseits unterstreicht es durch die Einordnung der Arbeit in Praxisbezüge und Wissenschaftsdiskurs die Wichtigkeit des behandelten Themas. Die grundlegenden Fragestellungen sind in Tabelle 2.1 zusammengefasst dargestellt.

**Tabelle 2.1.** Untersuchte Dimensionen des SCP

Kapitel	Dimension	Beschreibung
2.1	Begriffsbestimmung	Einordnung des SCP in die Logistikkonzeption
2.2	Aufgaben	Identifizierte Aufgaben im Transportmarkt und im SCP
2.2	Aufgabenträger	Beschreibung der Aufgabenträger, die im SCP eine Rolle spielen
2.2	Produkt	Analyse des Transportprodukts und daraus abgeleitete Implikationen für das SCP
2.2	Netzwerke	Das Transportprodukt wird in Netzwerken erstellt, deren Eigenschaften haben Auswirkungen auf das SCP.
2.2	Verkehrsträger	Analyse möglicher Verkehrsträger und die herausragende Bedeutung des Straßengüterverkehrs für das SCP
2.3	Entwicklung	Aus verschiedenen Entwicklungen im Straßengüterverkehr und dessen Umwelt resultiert u.a. das SCP. Hierfür relevante Trends werden aufgezeigt und in ihren Konsequenzen analysiert.
2.4	Planungsaufgaben	Einordnung der zwei Planungsprobleme des SCP in die Planungsebenen der Transportlogistik.

Das SCP ist in der Domäne Logistik angesiedelt. Der Logistikbegriff im Allgemeinen und die Aufgaben und Strukturen in der Transportlogistik im Besonderen sind Inhalt der Kapitel 2.1 und 2.2. Ein Verständnis dafür, warum und wie sich der Straßengüterverkehr entwickelt hat und wo die Trends der Zukunft liegen vermittelt Kapitel 2.3. Dadurch ist es möglich, das SCP als eine Konsequenz dieser Entwicklung darzustellen, aber auch zukünftige Trends abzuleiten. Abschließend

geht Kapitel 2.4 auf die planerische Dimension des SCP ein. Diese erstreckt sich über zwei der drei Planungsebenen in der Transportlogistik.

## 2.1 Logistikbegriff und -konzeption

Ziel dieses Kapitels ist die Einordnung der vorliegenden Arbeit in den Kontext Transport, Verkehr und Logistik. Ich möchte mich zur Begriffsbestimmung weitestgehend auf die Ausführungen von Ihde (2001) und Pfohl (2004) stützen. Transport, Verkehr und Logistik sind keinesfalls synonym zu verwenden. Vielmehr stellt Transport eine echte Untermenge des Verkehrs und dieser wiederum eine echte Untermenge der Logistik dar. Die unter diesen Begriffen verstandenen Leistungen und Prozesse werden im Folgenden erläutert.

### 2.1.1 Transport

Güter lassen sich im logistischen Kontext durch die drei Merkmale physisch, räumlich und zeitlich beschreiben (Debreu, 1959, S. 32). Physische Merkmale sind die Art, Menge und Qualität, in der ein Gut vorliegt. Das räumliche Merkmal, d.h. die Information wo befindet sich ein Gut und wohin soll es ggf. transportiert werden, wird maßgeblich durch den Transport adressiert. Das zeitliche Merkmal wird durch die Lagerung und zu einem gewissen Teil auch durch den Transportprozess verändert. Es ist zu bemerken, dass das Transportprodukt nicht lagerfähig ist, sondern hier lediglich die Zeit während der Transportdurchführung gemeint ist. Demzufolge definiert Ihde (2001, S. 4) die Begriffe Transport und Transportleistung wie folgt:

*„Transporte sind Vorgänge, die die Raumkoordinaten von Gütern verändern. Transportleistungen sind dementsprechend Ortsveränderungen von Gütern.“* (Ihde, 2001, S. 4)

Die Planung der Transportleistung wird unter Berücksichtigung der vorhandenen Transportmittel, -hilfsmittel, -kapazitäten, -mengen, -wege, -weiten, -geschwindigkeiten und -zeiten durchgeführt. Die genannten Parameter begrenzen den Entscheidungsraum des Planers und stellen wichtige Annahmen der Praxis dar. Für die Untersuchungen in dieser Arbeit ist es zweckmäßig, eine vereinfachte Sichtweise auf das Problem einzunehmen. Als Transportmittel werden Fahrzeuge mit Kapazitäten, als Hilfsmittel Wechselcontainer, als Transportmengen beladene Wechselcontainer und als Verkehrsnetz Knoten in der euklidischen Ebene betrachtet. Fahrzeiten, Zeitfenster, Fahrpersonal und komplexe Kostenstrukturen bleiben beispielsweise unberücksichtigt. Daganzo (1996) bietet eine umfangreiche Übersicht zu verschiedenen Transportproblemen, Modellen und Lösungsverfahren, strukturiert nach Kundencharakteristik und einschränkenden Problemeigenschaften.

Planungen für das SCP können nicht losgelöst von der Prozess- und Systemlandschaft des Transporteurs und/oder seiner Kunden und Zulieferer betrachtet werden. Diesen weiteren Planungsrahmen setzt sich die Verkehrs- und Logistikplanung.



### 2.1.2 Verkehr

Verkehr kann stattfinden, wenn nichts transportiert wird. Ein Beispiel hierfür sind Fahrten, die aus organisatorischen Gründen leer durchgeführt werden. Da effiziente Transporte Leerfahrten möglichst vermeiden, eröffnet sich dem Planer hier ein Optimierungspotenzial. Ihde (2001, S. 7) greift den logistischen Elementarprozess auf und leitet weitere Leistungskomponenten für den Verkehrsbegriff ab. Im Kontext von Güter- und Informationssystemen werden durch Lagerung, Bestandsmanagement, Bestellung und Transport die Güterbereitstellung und -entnahme geregelt. Daraus leitet sich die in der Literatur diskutierte Mehrdimensionalität des Verkehrsleistungsbegriffs ab:

*„Transporte ergeben Verkehr, Verkehre sind spezifisch verknüpfte Transporte (z.B. zu einzelnen Touren, durch identische Relationen, gemeinsame Verkehrsmittel, gleiche Bestimmungsorte). Die Verkehrsleistung umfasst demnach mehr als den physischen, austauschbaren Transportakt. Sie ist ein komplexes, durch eine Vielzahl von Merkmalen individualisiertes Gut.“*  
(Ihde, 2001, S. 11)

Neben der zu befördernden Art und Menge an Gütern sind für den Verkehrsbegriff die räumliche und zeitliche Dimension des Transports denkbare Leistungskomponenten (Riebel, 1975). Sie sind im Gegensatz zum Transport weiter gefasst. So bilden die begleitenden bzw. ergänzenden Teilprozesse Umschlag, Transportvermittlung, Verpackung, Lagerung, Transportkontrolle, Transportmittelservice zusammen mit der Transportleistung den Verkehrsleistungsbegriff (Claussen, 1981, S. 249).

Einige der aufgeführten Dimensionen finden sich im SCP wieder. Leerfahrten treten auf, da es sich um ein mehrperiodiges Problem handelt. Der Grund dafür ist, dass aktuell benutzte Wechselcontainer in späteren Perioden an anderer Stelle benötigt werden. Weiterhin sind die periodengenaue Erfüllung des Transportauftrags und die rechtzeitige Bereitstellung der leeren Wechselcontainer von herausragender Bedeutung für den Geschäftserfolg. Ergänzende Teilprozesse treten in den Hubs auf, müssen für die behandelten Fragestellungen in dieser Arbeit aber nicht berücksichtigt werden<sup>1</sup>. Das SCP ist demzufolge eher dem Verkehr als dem Transport zuzuordnen.

### 2.1.3 Logistik

In der Literatur ist die Unterscheidung nach institutioneller und funktioneller Betrachtung von Logistiksystemen weit verbreitet. Beispielsweise gliedert Ihde (2001) nach institutionellen Gesichtspunkten. Auch Aberle (2003, S. 469) und Pfohl (2004, S. 14ff.) stellen die Institutionen in den Fokus der Unterscheidung logistischer Systeme. Als zweites Unterscheidungskriterium dient in Ihde (2001, S. 49), Aberle

---

<sup>1</sup> Beispielsweise finden Konsolidierung und Umschlag statt, sie werden allerdings als gegeben angenommen und die Planung beginnt und endet mit dem beladenen oder entladenen Wechselcontainer, der im Hub bereitsteht.

(2003, S. 477) und Pfohl (2004, S. 17) die funktionelle Gliederung der Unternehmung. Auf beide Sichtweisen gehe ich nach einer Begriffsbestimmung für die Logistik näher ein.

### Definition des Logistikbegriffs

Die Ziele der Logistik sind die Optimierung logistischer Prozesse durch Qualitätsverbesserungen, Flexibilitätssteigerungen und Aufdeckung von Rationalisierungspotenzialen zur Kostensenkung im Zusammenhang mit Güterbewegungen. Dazu ist nach Ihde (2001, S. 13) eine integrierte Sichtweise notwendig, bei der die isolierte Betrachtung einzelner Funktionsbereiche und damit die Missachtung der Interdependenzen zwischen logistischen Prozessen, zu suboptimalen Lösungen führt (Ihde, 2001, S. 14).

In Abgrenzung zum Transport und Verkehr führen diese Überlegungen zur Konzeption der Güterflusssysteme als logistische Wertschöpfungssysteme<sup>2</sup>. Erreicht wird die Wertschöpfung durch die Verknüpfung von Transport-, Produktions- und Konsumptionsprozessen über Güter- und Informationsflüsse durch die Logistikdienstleistung. Das Management dieser Dienstleistung, die „Gestaltung und Steuerung von unternehmensübergreifenden, Kunden-Lieferanten-verketteten Güterströmen“ (Ihde, 2001, S. 17)<sup>3</sup> wird als Logistikmanagement bezeichnet und ist somit, in Abgrenzung zu Transport- und Verkehrsplanung, mehr als das Verfügbarmachen von Gütern. Dies führt zu folgender Definition:

*„Logistik ist der Prozess der Planung, Realisierung und Kontrolle des effizienten Fließens und Lagerns von Rohstoffen, Halbfabrikaten und der damit zusammenhängenden Informationen vom Liefer- zum Empfangspunkt entsprechend der Anforderung des Kunden.“* nach (CLM, 1999)<sup>4</sup>

Ballou (1992, S. 3ff.) ergänzt bzw. hinterfragt diese Definition bezüglich zwei Punkten: 1) Neben physischen Gütern wirft die Logistik um Dienstleistungen viele logistische Fragestellungen auf und 2) die Logistik innerhalb des Produktionsprozesses relativiert Ballou, indem er detaillierte Produktionsprozesse, wie z.B. Maschinenscheduling, Qualitätskontrolle, Instandhaltung, u.a. nicht als Aufgabenbereiche des Logistikers sieht.

Die logistischen Aspekte des SCP gehen über die bereits besprochen Transporte und Verkehre hinaus. Ein wichtiger Aspekt dabei ist die integrierte Sichtweise von Transportplanung und Allokation bzw. deren Verknüpfung durch Informationsflüsse. Dabei spielt in der Praxis die Einbeziehung von Kunden (Konsumption bzw.

<sup>2</sup> In Anlehnung an die Merkmale von Gütern, wird auch häufig von den vier R's der Logistik gesprochen, so auch durch Aberle (2003, S. 469) und Pfohl (2004, S. 12): „Das richtige Produkt zur richtigen Zeit in der richtigen Qualität am richtigen Ort zur Verfügung stellen bedeutet effiziente Logistik.“

<sup>3</sup> Ihde (2001, S. 17) prägt diese Definition u.a. nach Houlihan (1987) und Christopher (1994).

<sup>4</sup> Im Original: Logistics is the process of planning, implementing, and controlling the efficient, cost-effective flow and storage of raw materials, in-process inventory, finished goods and related information from point of origin to point of consumption for the purpose of conforming to customer requirements.

Dienstleistung) und Partnern für die Fremdvergabe (Produktion bzw. Transport) eine große Rolle. Sowohl die Güterströme als auch die leeren Wechselcontainer werden durch den Planer gesteuert, der wiederum auf Informationen von seinen Partnern angewiesen ist.

### Institutionelle Sichtweise

Aus der Volkswirtschaftslehre sind die Aggregationsebenen Mikro, Makro und Meta bekannt. Diese wurden u.a. von Pfohl (2004, S. 13ff.) auf die Logistik übertragen.

Die *makrologistische* Sichtweise setzt sich mit dem gesamtwirtschaftlichen Aspekt der Logistik bzw. logistischer Subsysteme auseinander, oftmals beeinflusst von der Verkehrspolitik. Eine Aufgliederung nach Merkmalen, wie etwa nach der zugrunde liegenden Infrastruktur (z.B. Straße, Schiene, Wasserwege) ist wegen der Komplexität der betrachteten Systeme sinnvoll. Auf dieser Ebene erfolgt die Analyse, Koordination und Planung von Strukturen und Prozessen im Logistiksystem. Andere Merkmale zur Subsystembildung sind nach Ihde (2001, S. 53) die Art der Güter und marktliche Zusammenhänge, so auch das makrologistische System der Paket- oder Expressgutmärkte.

Elemente makrologistischer Systeme sind *mikrologistische* Systeme, wie sie für die Unternehmenslogistik in ihrem rechtlichem Rahmen typisch sind. Der Fuhrpark eines privaten oder öffentlichen Verkehrsunternehmens ist ein Beispiel für solch ein abgegrenztes mikrologistisches System. Eine weitere Unterscheidung nach Sektoren (Handel, Industrie, Dienstleistung) ist möglich, da Logistik hier sehr spezifisch ausgeprägt sein kann. Der Unternehmenslogistik möchte ich besonderes Augenmerk schenken, da sie für das SCP und damit für die weitere Betrachtung maßgebend ist.

In vernetzten Märkten ist die Sicht des *metalogistischen* Systems besonders geeignet. Elemente makrologistischer (unternehmensübergreifende Sichtweise) und mikrologistischer (einzelwirtschaftliche Sichtweise) Systeme sind dabei von Bedeutung. Solch eine Verflechtung tritt beispielsweise bei Kooperationen der verladenden Wirtschaft in gemeinsam genutzten Warenzentren auf (Pfohl, 2004, S. 16). Weiterhin können Logistikunternehmen kooperieren, wenn sie z.B. einen Teil des Transportweges auf der Schiene (Unternehmen 1) und den anderen Teil auf der Straße (Unternehmen 2) zurücklegen. Auch zwischen Logistikunternehmen und verladender Wirtschaft sind Kooperationen sehr verbreitet. Sie werden als Fremdvergabe bezeichnet, bei der ein Verlader den Transportauftrag an einen Dienstleister vergibt, der dann die Transportleistung erbringt. Im Rahmen des SCP habe ich in Kapitel 1.2 eine solche Zusammenarbeit beschrieben.

### Funktionelle Sichtweise

Die funktionelle Abgrenzung logistischer Systeme orientiert sich am Leistungserstellungsprozess für Güter bzw. den damit verbunden betrieblichen Aufgaben. Eine Phase in diesem Prozess entspricht einem logistischen Teilsystem (vgl. Ihde (2001, S. 49), Aberle (2003, S. 477) und Pfohl (2004, S. 18)). Beispielsweise werden bei der Erstellung eines Produktes in einem Industrieunternehmen Roh-,

Hilfs- und Betriebsstoffe vom Beschaffungsmarkt bezogen und müssen durch die *Beschaffungslogistik* in das Unternehmen gebracht werden. Die Bereitstellung in der Produktion und die Vorbereitung der Fertig- oder Halbfertigerzeugnisse für den Distributionskanal übernimmt die *Produktionslogistik*. Der Kunde im Absatzmarkt erhält seine Erzeugnisse von der *Distributionslogistik*. Eventuelle Rücknahmen und Entsorgungen übernimmt die Entsorgungslogistik. Pfohl (2004, S. 171) führt noch die Ersatzteillistik ein. Alle Logistiksysteme zusammen werden als Unternehmenslogistik bezeichnet. Teile davon oder die gesamte Logistik können von externen Dienstleistern erbracht werden.

Eine Übertragung dieser Sichtweise auf Paketdienste und das SCP ist möglich. Die Beschaffungslogistik versorgt die Hubs mit Paketen, die Produktionslogistik konsolidiert diese auf Wechselcontainern, die Distributionslogistik übernimmt die Hub-zu-Hub Verkehre und schließlich auch die Verteilung der einzelnen Pakete bei den Kunden.

#### 2.1.4 Begriffsbestimmung für das SCP

Aufbauend auf die vorgestellten Definitionen von Transport, Verkehr und Logistik, hat das SCP hauptsächlich Berührungspunkte mit dem Transport. Darüber hinaus betrifft die Allokation von leeren Wechselcontainern den Verkehr, der durch die Aufgaben des Transports induziert wurde. Die Einbettung und Lösung der Aufgabenstellung durch die Betrachtung von zwei Planungsebenen mit zwei beteiligten Unternehmen und vertikaler Kooperation durch Fremdvergabe hat einen starken Bezug zur Logistik. Aus diesem Grund möchte ich im Verlauf der Arbeit von *Transportlogistik* sprechen.

## 2.2 Aufgaben und Strukturen in der Transportlogistik

Die Transportlogistik ist geprägt von zahlreichen Aufgaben und Aufgabenträgern, die in gemeinsamen Anstrengungen ein komplexes Produkt für den Kunden erbringen. Diesen Aspekt greife ich durch die Charakterisierung und Einordnung möglicher logistischer Leistungen in Kapitel 2.2.1 auf. Die zu erbringende Leistung und deren Planung ist stark abhängig von den Eigenschaften des Transportprodukts, die für diese Arbeit essenziellen beschreibt Kapitel 2.2.2. Das Transportprodukt wird in Transportketten oder -netzwerken erstellt. Analysiert man die dabei auftretenden Effekte und Freiheitsgrade der Planung, dient dies der Entwicklung von Modellen und dem Ableiten von betriebswirtschaftlich sinnvollen Entscheidungen. In Kapitel 2.2.3 werden die grundlegenden Netzwerkstrukturen und deren Eigenschaften erläutert, welche später der Motivation selbst zu entwickelnder Planungsansätze dienen.

### 2.2.1 Aufgabenträger und Aufgaben im Transportmarkt

Zahlreiche Aufgabenträger teilen sich die beim Transportgeschäft anfallenden Tätigkeiten oder vereinigen einige davon und sind somit für ein ganzes Aufgabenbündel verantwortlich. Nach Stabenau (1994, S. 14ff.) können Versender (auch

Verlader genannt), Frachtführer, Lagerbetriebe, Umschlagsbetriebe, Speditionen, Maklereien und Agenten als Funktionsträger auf dem Transportmarkt ausgemacht werden. Ich möchte auf drei für diese Arbeit wesentliche Akteure fokussieren.

Ein *Spediteur* ist nach §407(1) HGB „... *wer es gewerbsmäßig übernimmt, Güterversendungen durch Frachtführer oder durch Verfrachter von Seeschiffen für Rechnung eines anderen (des Versenders) im eigenen Namen zu besorgen.*“. Hierdurch sind die beiden anderen Akteure, der Versender und der Frachtführer, in ihrer Rolle ebenfalls festgelegt. Dem *Frachtführer* kommt die Aufgabe der Beförderung zu, dem *Versender* die des Auftraggebers bzw. Nachfrager der Güterverkehrsleistung.

Betrachten wir im Folgenden die auszuführenden Tätigkeiten im und rund um das Transportgeschäft, so kann das Aufgabenfeld des Spediteurs weiter spezifiziert werden. Dazu bieten Stabenau (1994), Isermann (1997), Ihde (2001), Aberle (2003) und Vahrenkamp (2007) entsprechende Übersichten an. Stabenau (1994, S. 15f.) nimmt eine Sortierung nach den Hauptfunktionen (Disposition und Beförderung), Ergänzungsfunktionen und Sonderfunktionen vor. Isermann (1997) und Ihde (2001, S. 229f.) typologisieren speditionelle Leistungen als speditionelle Kernleistungen, logistische Kernleistungen, Zusatzleistungen, logistische Informationsleistungen und nichtlogistische Zusatzleistungen. Aberle (2003, S. 494f.) folgt der Einteilung nach Möhlmann (1987) und schildert die Segmente der logistischen Leistung: Transportvorbereitung, -durchführung, Überwachung und dem Transport nachfolgende Tätigkeiten. Vahrenkamp (2007, S. 48f.) nimmt keine Typologisierung vor. Die von Spediteuren übernommenen logistischen Einzelleistungen führen allerdings alle Autoren vollständig, wenn auch teilweise mit unterschiedlichen Begrifflichkeiten auf. Eingeordnet in das Schema von Isermann (1997) und Ihde (2001, S. 229f.) sind das folgende Tätigkeiten:

1. *Speditionelle Kernleistungen*: Planung und Steuerung der Transportkette, Transportmittelwahl, Vertragsabschluss, Dokumentenerstellung
2. *Logistische Kernleistungen*: Sammel- und Verteilverkehre, Vortransport und Fernverkehr, Umschlag, Lagerhaltung
3. *Logistische Zusatzleistungen*: Sortierung, Kommissionierung, Verpackung, Signierung, andere Manipulationen, Qualitätskontrolle, Entsorgungslogistik
4. *Logistische Informationsleistungen* (auch als Informationslogistik bezeichnet): Sendungsverfolgung (Tracking und Tracing), Materialdisposition, Lagerverwaltung, Bestandsmanagement, Auftragsabwicklung
5. *Nichtlogistische Zusatzleistungen*: Zollbehandlung, Versicherung, verkaufsfördernde Maßnahmen, Kundendienst, Kreditfunktion, Montage, Beratung

Aus Sicht der Effizienzsteigerung und Optimierung der Transporte sind vor allem die *Planung und Steuerung der Transportkette und die Transportmittelwahl* von größter Bedeutung. Hier spielen z.B. Entscheidungen über die Art der angebotenen Produkte (nur Transport, Mix weiterer logistischer Kern- und Zusatzleistungen, etc.), die Infrastruktur des Transportnetzes und die Routenbildung eine wichtige Rolle. Diese Fragestellungen sind stark voneinander abhängig und stellen eine komplexe Planungsaufgabe dar.

Diese Aufgaben obliegen laut Definition dem Spediteur. Der Versender ist der Kunde, der seine Pakete am Wohnort abgibt und erwartet, dass sie am Zielort ankommen, ohne den konkreten Weg dieses Pakets durch das Netzwerk zu kennen. Im SCP erfolgt der Transport über die ermittelten Hub-zu-Hub Verkehre in Fremdvergabe durch den Frachtführer, die Anlieferung der Pakete in die Hubs wird nicht näher betrachtet. Somit beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit der Planung und Steuerung von Transportnetzwerken, d.h. mit der dynamischen Betrachtung von Transporten und Allokationen innerhalb eines Netzwerkes aus Hubs in dem volle und leere Ladungsträger möglichst distanzminimal<sup>5</sup> zu transportieren sind. Die logistischen Kernleistungen entsprechen der Ausführung der Entscheidungen aus der Planungsphase und sind somit als Aktionen in Konsequenz der Planungsaufgaben des Spediteurs anzusehen.

### 2.2.2 Eigenschaften des Transportprodukts

Das Transportprodukt entsteht im Spannungsfeld verschiedenster Teilnehmer und erfordert hohe Investitionen in die Potenzialfaktoren der Produktion. Der Staat stellt die Verkehrsinfrastruktur bereit. Aber auch die notwendigen Ausgaben für Transportmittel und Abfertigungseinrichtungen von Frachtführern und Spediteuren sind erheblich. Diese gewährleisten die Be- und Entladung, den Umschlag, den Verkehr und die physische und kommunikative Vernetzung (Aberle, 2003, S. 213). Da es sich hierbei typischerweise um langfristige Entscheidungen handelt, dienen sie als Grundlage für die Planungsaufgaben, die diese Arbeit betrachtet.

### Systemparameter

Bei der Transportplanung und- durchführung sind die komplexen Wechselbeziehungen zahlreicher Systemparameter zu beachten. Einige davon nennt Schubert (2000, S. 128). Eine effiziente Transportdurchführung kann nur erfolgen, wenn moderne Transporttechnologien eingesetzt, effizient koordiniert und in rationalisierte Prozesse eingebettet sind. Zu den Effizienzgesichtspunkten gehören beispielsweise der Abgleich von Kapazität und Beschäftigung, die Kenntnis und Ausnutzung der Leistungsfähigkeit der Arbeitsmittel, die Kapitalausnutzung und die Energieeffizienz. Für den Transport als raumüberbrückende Tätigkeit ist es unabdingbar, einen hohen Anteil der Kalenderarbeitszeit des Personals der Ortsveränderung zu widmen. Der Einfluss des Transportobjekts, die Ausprägung und der Ausgleich des Spitzenbedarfs und die Vorhaltung von Kapazität sind dabei zu beachten.

Die Nutzung von Wechselcontainern durch Paketdienstleister greift einige dieser Fragestellungen bereits auf. Sie sind standardisierte und wiederverwendbare Transportmittel (Ladungsträger), die aufgrund ihrer Eigenschaften effizient eingesetzt werden können. Einige Beispiele dafür sind:

- Viele Be- und Entladeprozesse in den Hubs sind z.B. bei DHL durch Paketroboter realisiert.

<sup>5</sup> Für die im SCP unterstellte Kostenstruktur bedeutet dies gleichzeitig kostenminimal. Bezüglich Kostenstrukturen verweise ich auf Daganzo (1996, S. 18ff.).

- Wechselcontainer können leicht vom Fahrzeug getrennt werden und sind damit gut lager- bzw. repositionierbar, um Spitzenbedarfe auszugleichen.

Diese Eigenschaften ermöglichen dem Spediteur, durch ein effizientes Flottenmanagement die Leistungserstellung zu planen.

### Transportmittelwahl

Nicht alle Transportmittel sind für sämtliche Güterarten geeignet. Determinanten der Transportmittelwahl sind nach Schubert (2000, S. 145) die Art des Gutes, die Menge und die Transportentfernung. Weiterhin bestimmend für die Durchführung der Transporte sind die Region der Transportströme, Zugangsstellen in die jeweiligen Netze, technische Parameter und der Energieverbrauch (Schubert, 2000, S. 127).

Der Potenzialfaktor Verkehrsweg kann gleichzeitig von verschiedenen Transportmitteln genutzt werden. Deren optimale Nutzung ist aber stark abhängig von der Zahl der Fahrbahnen, Topologie, Wetterbedingungen, etc., was schnell zu Auslastungsproblemen führen kann<sup>6</sup>. Kapitel 2.3.1 widmet sich in Detail der Analyse des Verkehrsträgers Straße. Auch bei Transportmitteln ist eine simultane Nutzung möglich. So kann ein Lkw zwei Wechselcontainer gleichzeitig transportieren. Die Auslastungsproblematik wird noch durch die Tatsache verschärft, dass das Transportprodukt nicht lagerbar ist. Dessen Erstellung und Verbrauch fallen im Moment der Durchführung des Transports zusammen (Aberle, 2003, S. 212f.). Im Sinne einer zeitnahen Abwicklung der Kundenaufträge ist die Transportmittelwahl somit eine wichtige Entscheidung.

### Verbundproduktion

Das Transportprodukt entsteht in Verbundproduktion. Diese kann als *Alternativenproduktion* (Konkurrenz der Nachfrage um die knappen Ressourcen) und *Kuppelproduktion* (keine Konkurrenz) erfolgen. Beide Formen der Verbundproduktion treten im SCP auf. Abgesehen von Staus durch übermäßige Nutzung des Verkehrswegs Straße ist die verkehrsinfrastrukturbezogene Rivalität relativ gering. Im Gegensatz dazu kann der Transport durch die gleichzeitige Inanspruchnahme von Transportmitteln (fahrzeugbezogene Verbundproduktion) verschiedene Potenziale ausnutzen (Aberle, 2003, S. 229f.), (Ballou, 1992, S.159ff.). Diese sind nach Ihde (2001, S. 33f.) abhängig von der Vernetzung von Verkehrswegen, -diensten und -strömen. Eine Auswahl dieser Effekte im Kontext des SCP können im Einzelnen unterschieden werden in:

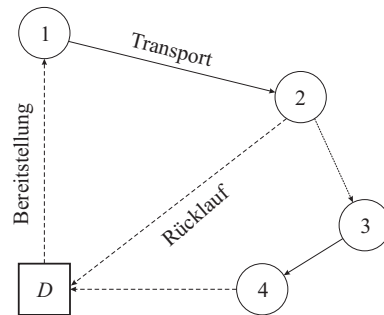
1. *Economies of Scale*: Ersparnisse aufgrund einer Vielzahl von identischen Produkten oder Prozessen. Dies sind u.a. Lerneffekte und Kostendegression. Die Kosten pro Transporteinheit bei hohen Fixkosten für Fahrzeuge und Einrichtungen werden durch die Nutzung von Wechselcontainern als Ladungsträger in vielfacher Hinsicht reduziert. Effiziente Arbeitsabläufe in den Hubs (Beladung,

<sup>6</sup> Fragestellungen der Auslastung im Bereich der Transportwirtschaft diskutiert z.B. Aberle (2003, S. 214ff.).

Entladung, Vorhaltung von leeren Wechselcontainern für Ausgleich) und die Schaffung flexibler Planungssituationen sind zwei Beispiele.

2. *Economies of Scope*: Verbundeffekte entstehen durch die kaum oder nicht realisierende Nutzung des Verkehrsträgers Straße.
3. *Economies of Size*: Bündelungseffekt, der durch den Einsatz kostengünstiger Transportmittel, wie größerer Lkw oder Binnenschiffe, hervorgerufen wird. Pakete werden im SCP in den Hubs auf Wechselcontainern konsolidiert, deren Transport über größere Distanzen in kleineren Fahrzeugen würde zu Ineffizienz führen.
4. *Economies of Density*: Bündelungseffekte aufgrund räumlicher Dichte. Wenn im vorliegenden Hub-Netzwerk mehr Wechselcontainer zu transportieren sind (mehr Transportaufträge oder zusätzlich Allokationsaufträge), so stehen dem Planer eine größere Anzahl potenziell kombinierbarer Wechselcontainer zur Verfügung. Es liegt weiterhin eine subadditive Kostenstruktur vor, d.h. die Einbeziehung zusätzlicher Aufträge führt zu einem geringeren Anstieg der Kosten mit zunehmender Anzahl an Aufträgen. Dies ist aufgrund verschiedener Eigenschaften des SCP zwar nicht ausnahmslos gegeben, aber sehr wahrscheinlich (Pankratz, 2003).
5. *Economies of Length of Haul*: Bei sinkenden Kosten und zunehmender Entfernung ist ein Wechsel des Transportmodus zu erwägen. Dies realisieren Paketdienstleister durch den Einsatz von Lkw auf langen Distanzen gegenüber kleinen Transportern im Nah- und Stadtverkehr.

Aus organisatorischer Sicht zeigen sich zwei weitere Möglichkeiten der Kuppelproduktion (Stabenau, 1994, S. 52f.), die Abbildung 2.1 verdeutlicht.



**Abb. 2.1.** Kuppelproduktion bei Transportleistungen

Angenommen, ein Wechselcontainer soll von Ort 1 nach Ort 2 transportiert werden. Eine Bereitstellungsfahrt aus dem Depot  $D$  positioniert den Lkw nach Ort 1, um diesen Auftrag durchführen zu können. Nach erfülltem Auftrag in Ort 2 muss aus organisatorischen Gründen (Ruhepausen, Schichtwechsel, Wartung) das Fahrzeug zurück ins Depot gebracht werden. Dies wird als Rücklaufverkehr bezeichnet. Im Sinne von Kapitel 2.1.2 sind Bereitstellung und Rücklauf Verkehre, die durch die Erbringung einer Transportleistung notwendig werden. Die beiden zusätzlichen Fahrten sind ein Kuppelprodukt, das technisch bedingt entsteht, aber



auch die Möglichkeit der Vermarktung bietet. Dies illustrieren die beiden folgenden Beispiele.

- Wenn neben Auftrag  $1 \rightarrow 2$  ein weiterer Auftrag  $1 \rightarrow 2$  existiert, so sind diese aufgrund der maximalen Fahrzeugkapazität von zwei miteinander kombinierbar (Economies of Density).
- Eine weitere Vermarktung erlauben Aufträge, die vom oder auf dem Weg ins Depot wahrgenommen werden können. Um dies zu verdeutlichen, wird zusätzlich der Auftrag  $3 \rightarrow 4$  in Abbildung 2.1 eingeführt. Ein Umweg zum Depot, um Auftrag  $3 \rightarrow 4$  auszuführen, ist im Vergleich günstiger als die separate Erfüllung der beiden Aufträge. Eine Bereitstellungs- und eine Rücklauffahrt sind zwar weiterhin notwendig, die Summe der Distanzen ist aber offensichtlich geringer als bei den alternativen Touren  $D \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow D$  und  $D \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow D$ .

### Grenzen der Verbundproduktion

Als Grenzen für die Ausnutzung der Kuppelproduktion bietet Stabenau (1994, S. 54f.) unter dem Begriff Unpaarigkeit von Verkehrsströmen drei mögliche Fälle an. Dahinter verbirgt sich die Tatsache, dass aus wirtschaftsgeografischen, saisonalen oder administrativen Gründen keine Vermarktung des Kuppelprodukts stattfinden kann. Die ersten beiden Gründe müssen bei der Planung des SCP beachtet werden.

- Wirtschaftsgeografisch gesehen existiert kein Transportaufkommen, das als Kuppelprodukt angesprochen werden kann. Nehmen wir an, dass im Rahmen der Allokation leerer Wechselcontainer ein Bedarf in Ort 1 vorliegt. Da in Ort 2 kein Wechselcontainer zur Verfügung steht, ist es nicht möglich direkt im Anschluss an die Transportfahrt  $1 \rightarrow 2$ , ohne Bereitstellungsfahrt, die Allokation  $2 \rightarrow 1$  durchzuführen.
- Durch saisonale Schwankungen im Transportaufkommen existiert, wie im obigen Beispiel angenommen, ein Transport von Ort 3 nach Ort 4. Jedoch tritt dieser in einer anderen Zeitperiode auf, so dass eine direkte Kopplung an die eigentliche Transportfahrt  $1 \rightarrow 2$  nicht erfolgen kann.
- Aus administrativer Sicht kann sich die Kopplung der Transporte  $1 \rightarrow 2$  und  $3 \rightarrow 4$  aufgrund unterschiedlicher Güterarten verbieten. Aus gesetzlichen Bestimmungen ist es z.B. verboten, in einem Behälter unterschiedliche Chemikalien ohne Zwischenreinigung zu transportieren. Im SCP tritt dieser Fall nicht auf.

#### 2.2.3 Netzwerkstrukturen für den Transport

Jeder Transport von einer Quelle zu einer Senke bildet eine Transportkette<sup>7</sup>. Die DIN-Norm 30780 definiert die

*„Transportkette [als] eine Folge technisch und organisatorisch verknüpfter Vorgänge, bei denen Personen oder Güter von einer Quelle zu einem*

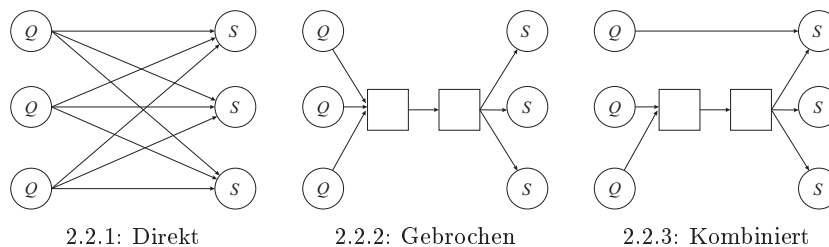
---

<sup>7</sup> Im Folgenden werden Versender im Zusammenhang mit Netzwerken als Quellen und Kunden bzw. Bestimmungsorte für die Güter als Senken bezeichnet.

*Ziel bewegt werden. ... Das System Transportkette steht in Beziehung zu Nachbarsystemen, z.B. Gütererzeugung und Güterverwendung.“*

Die Logistikkette betrachtet analog zur Transport- und Logistikdefinition darüberhinaus die Integration der Transportkette in die Güter- und Informationssysteme der an der Wertschöpfung beteiligten Partner (Ihde, 2001, S. 50). Der Gütertransport in einer Transportkette kann auf prinzipiell zwei verschiedene Arten erfolgen, dargestellt in Abbildung 2.2 in Anlehnung an Ihde (2001, S. 16) und Pfohl (2004, S. 6). Im Rahmen dieser Arbeit spreche ich von *Transportnetzwerken*, wenn die Beziehungen der Beteiligten zueinander nicht durch eine lineare Kette, sondern durch eine verwobene, netzwerkartige Struktur gekennzeichnet ist.

Grundvoraussetzung für eine direkte, einstufige Verbindung zwischen Quelle ( $Q$ ) und Senke ( $S$ ) ist immer, dass keine zusätzlichen logistischen Leistungen am transportierten Gut in sogenannten Umschlagspunkten auszuführen sind. Direkte Quelle-Senke-Ketten sind immer dann attraktiv, wenn die Kapazität auf einer Kante ausgenutzt werden kann und damit effiziente Transporte möglich sind (vgl. Abbildung 2.2.1, Potenziale im Transport auf Seite 19 und Buchholz et al. (1998, S. 187f.)). Auf zusätzliche, den Transport unterbrechende Maßnahmen kann in diesem Fall verzichtet werden.



**Abb. 2.2.** Stufigkeit in Transportnetzwerken

Die zweite, mehrstufige Netzwerkstruktur in Abbildung 2.2.2 führt zu gebrochenem Gütertransport. Hierbei führen Fahrten zu einem zentralen Umschlagspunkt hin (Konzentrationspunkt) oder von diesem Punkt weg (Auflösepunkt). Solche konvergierenden und divergierenden Netzwerkstrukturen werden beispielsweise für Auslieferungs- und Einsammelfahrten für Pakete benötigt. An den Umschlagspunkten finden dann zusätzliche Dienstleistungen am Gut statt, dies können z.B. Umladevorgänge oder Qualitätskontrollen sein. Das SCP mit vorgeschalteten Einsammel- und anschließenden Verteilfahrten nutzt diese Struktur.

In seiner Dissertation über zweistufige Transportsysteme definiert Irnich (2002) die Konsolidierung folgendermaßen:

*„Konsolidierung bedeutet, dass verschiedene Transportaufträge auf einem oder mehreren Abschnitten ihres Transportweges zusammengefasst und von einem Transportmittel gemeinsam bedient werden. Voraussetzung ... sind, dass einzelne Transportaufträge die Transportkapazität eines Transportmittels nicht voll auslasten ... und eine räumliche und zeitliche Kompatibilität.“* (Irnich, 2002)

Die identifizierten Arten von Konsolidierung sind (Irnich, 2002):

1. Konsolidierung durch Bündelung: An einer Quelle werden Güter mit gemeinsamer Senke gebündelt und als Direkttransport befördert (Q-S).
2. Konsolidierung durch Mitnahme: Aus mehreren Quellen werden Güter mit gemeinsamer Senke eingesammelt, um dann zusammen zum Bestimmungsort transportiert zu werden (Q-Q-Q-S).
3. Konsolidierung durch Pickup und Delivery: Güter werden abwechselnd an ihren Quellen abgeholt und zu den Senken gebracht. Die Abfolge Q-Q-S-Q-Q-Q-S stellt somit eine Erweiterung von Variante 2 dar.
4. *Konsolidierung durch Umschlagsorte*: Diese Form der Konsolidierung betrifft das SCP. Die Güter mehrerer Senken werden eingesammelt und zu einem Umschlagsort bzw. Hub (H) gebracht. Die verschiedenen Güter im Hub werden nach Senken sortiert und, ggf. über ein zweites Hub, zusammen weiter transportiert (Q-Q-Q-H-H-S-S-S) und in den Senken verteilt. Diese Form von Transportnetzwerk wird in Kapitel 2.4.1 näher besprochen, da sie dem SCP zugrunde liegt.
5. Konsolidierung durch multi-modalen Transport: Ähnlich der Variante 4, wechseln die Güter bei dieser Form der Konsolidierung jedoch mindestens einmal den Transportmodus im sogenannten Terminal (T). Dies ist z.B. ein Verladebahnhof. Meist wird der Transportmodus an einem zweiten Terminal nochmals gewechselt. Die Strecke zwischen den Terminals wird inneres Netzwerk genannt (Q-Q-Q-T-T-S-S-S). Aufgrund anderer Eigenschaften des Transportmodus im inneren Netzwerk kann ein besserer oder effizienter Service angeboten werden. Vergleiche hierzu das Beispiel in Abbildung 2.6 auf Seite 36.

Um die der Situation jeweils bestmögliche Struktur auszuwählen, kommen meist kombinierte Netzwerke zum Einsatz (vgl. Abbildung 2.2.3). Obwohl im gebrochenen Transport 20 bis 50% der Gesamtkosten auf den Umschlag entfallen (Schubert, 2000, S. 127), können diese Kosten durch die Verbundpotenziale wieder aufgefangen werden. Diese Struktur wird auch als kombinierter Verkehr i.w.S. bezeichnet. Eine weitere Untergliederung ist möglich:

- Gebrochener Verkehr i.e.S. (Wechsel der Behälter) tritt z.B. bei Konsolidierungsmaßnahmen auf. Die kleinen Pakete aus den Einsammelfahrten müssen beispielsweise in Wechselcontainer umgeladen werden. Das SCP greift lediglich einen Bereich des Pakettransports auf, so dass dieser Aspekt unberücksichtigt bleibt.
- Kombinierte Verkehr i.e.S. (ohne Wechsel der Behälter): Findet kein Behälterwechsel statt, so besteht die Möglichkeit das gesamte Transportmittel zu verladen (Huckepackverkehr, Roll-on-Roll-off-Verkehr) oder das Fahrzeug vom Ladungsträger zu trennen. Die Umladung von Wechselcontainern zwischen Fahrzeugen ist zwar prinzipiell denkbar, in der Praxis aber nicht gebräuchlich und in dieser Arbeit daher auch unberücksichtigt. In anderen Problemstellungen (z.B. Seecontainer auf Schiffen, Bahn und Lkw) ist diese Art des kombinierten Verkehrs aber sehr erfolgreich (Choong et al., 2002; Grunow et al., 2006; Shintani et al., 2007).

Typische Ladungsträger sind Container und Wechselcontainer, deren Verladung aufgrund der genormten Maße leicht möglich ist (vgl. Pfohl (2004, S. 166) und Ihde (2001, S. 204)).

## 2.3 Zur Bedeutung und Entwicklung des Straßengüterverkehrs

Dieses Kapitel zielt darauf ab, die bisherige Entwicklung, Trends und identifizierte Gründe aufzuzeigen, warum der Straßengüterverkehr so eine wichtige Stellung innerhalb des Gütertransports einnimmt. In Kapitel 2.3.1 und 2.3.2 bespreche ich grundlegende Fragestellungen der Kriterien für die Verkehrsträgerwahl und Eigenschaften des Verkehrsträgers Straße. Insbesondere betont Kapitel 2.3.3 Auswirkungen der beobachteten Entwicklungen, auf das SCP. Kapitel 2.3.4 fasst die wichtigsten Aspekte aus diesem und dem vorangegangenen Kapitel tabellarisch zusammen.

Der Güterverkehr kann nach dem Verkehrsträger in Flugverkehr, Rohrleitungsverkehr, Schienenverkehr, Schiffsverkehr und Straßenverkehr eingeteilt werden. Letzterer untergliedert sich nochmals in Werkverkehr und gewerblichen Verkehr. Während der Werkverkehr durch Industrie und Handel der Bereitstellung von Gütern innerhalb eines Unternehmens (zum eigenen Zweck) durch eigenes Personal dient, werden im gewerblichen Verkehr entgeltlich bzw. als Geschäftszweig Güter transportiert. Die Wahl des Verkehrsträgers hat wiederum einen starken Einfluss auf die notwendigen Prozesse im Rahmen der Transportdurchführung.

### 2.3.1 Kriterien für die Verkehrsträgerwahl

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf dem Verkehrsträger Straße und dem Verkehrsmittel Lkw. Darum möchte ich näher auf die Eigenschaften des Straßengüterverkehrs eingehen. Die unterschiedlichen Voraussetzungen der jeweiligen Verkehrsträger bzw. der Transportmittel beziehen sich in Anlehnung an Schubert (2000, S. 128f.) hauptsächlich auf die folgenden Punkte, veranschaulicht durch den Vergleich von Straße mit Schiene.

- Die Struktur des Produkts nach Art, Menge und Entfernung beeinflussen die Verkehrsträgerwahl.
- Die Größe und Leistungsfähigkeit des Verkehrsträgers, z.B. in Hinblick auf die Zusammenfassung zu Verbänden und der Trennung von Fahrzeug und Ladungsträger, ist zu beachten. Letzteres ist im Straßengüterverkehr durch die Nutzung spezieller Ladungsträger, wie etwa Wechselcontainer gegeben. Der Größenvorteil liegt allerdings auf Seiten der Bahn und des Schiffes.
- Die Verkehrswege und -anlagen werden weitestgehend durch die öffentliche Hand und deren Verkehrspolitik bereitgestellt.
- Die Abhängigkeit von Fahrplänen und damit verbundenen ökonomischen und technischen Restriktionen ist verkehrswegbedingt bei der Schiene durch einen längeren Planungsvorlauf gekennzeichnet. Straßenfahrzeuge sind weitestgehend unabhängig von Fahrplänen.

- Der Anteil fixer Kosten an den Gesamtkosten im Straßengüterverkehr beträgt etwa 30% von dem der Bahn.
- Die Selbstkosten, also die Summe der durch die erbrachte Leistung entstandenen Kosten für den Verkehrsträger betragen beim Straßengüterverkehr 410% gegenüber der Bahn.
- Der Energieaufwand beträgt 300% von dem der Bahn.

Für die Anwendungsdomäne Paketdienstleistung und den in der Einleitung vorgestellten Eigenschaften (zeitkritisch, Umschlag in Hubs, viele Speichen, relativ wenige Hubs mit guter Straßenanbindung) hat sich die Verwendung des Verkehrsträgers Straße als einzige Alternative herausgestellt. Aberle (2003, S. 229) identifiziert wichtige Kriterien, nach denen Verkehr auf der Straße unterschieden werden kann. In Tabelle 2.2 ist die Einordnung dieser Arbeit zu den jeweiligen Bezugsobjekten in Ausprägung 2 gekennzeichnet.

**Tabelle 2.2.** Bezugsobjekte im Straßengüterverkehr

Bezugsobjekt	Ausprägung 1	Ausprägung 2
Transportierte Güter	Personen	<i>Güter</i>
Art des Verkehrsmittels	Nicht motorisiert	<i>Motorisiert</i>
Zielgruppe	Öffentlich	<i>Individuell</i>
Beförderungszweck	Werkverkehr	<i>Gewerblicher Verkehr</i>
Distanz	Nahverkehr	<i>Fernverkehr</i>
Frequenz	Linienverkehr	<i>Gelegenheitsverkehr</i>
Ladung	Komplettladungen	<i>Teilladungen</i>

Die ersten vier Kriterien sind bereits besprochen worden oder ergeben sich aus der Problembeschreibung für das SCP. Die transportierten Güter sind Pakete und bei aggregierter Sichtweise komplette Wechselcontainer. Die Lkw des Frachtführers befördern sowohl die vollen als auch die leeren Wechselcontainer für den Versender, eine nicht-öffentliche Institution. Es liegt kein Werkverkehr vor, da die Güter nicht zum eigenen Zweck sondern für den Kunden befördert werden. Da wir uns bei der Netzwerkstruktur im gebrochenen Verkehr auf den Hub-zu-Hub Relationen befinden, liegt Fernverkehr vor. Dieser wird meist durch Linienverkehr gefahren. Darüber hinaus gehende Transportbedarfe werden allerdings auf täglicher Basis als Gelegenheitsverkehr geplant. In diesem Bereich ist das SCP anzusiedeln, was damit wiederum nur ein Teilproblem darstellt. Weiterhin repräsentiert ein Wechselcontainer eine Teilladung (2 Wechselcontainer pro Lkw möglich), die Teilladungen im Nahverkehr (Speichen) werden nicht betrachtet.

### 2.3.2 Straßengüterverkehr

Aus der Übersicht zu den Kriterien für die Verkehrsträgerwahl ging bereits hervor, dass die fehlende Abhängigkeit von Fahrplänen, der geringe Anteil von Fixkosten und der hohe Selbstkostenanteil für die Straße, die bessere Energieeffizienz jedoch

für die Schiene als Verkehrsträger sprechen. In diesem Kapitel werden nun weitere Eigenschaften und Entwicklungen beschrieben, die zur der Wahl des Verkehrsträgers Straße für das SCP geführt haben.

Nach Schubert (2000, S. 129) sprechen vor allem die *Anpassungselastizität* an unterschiedlichste logistische Aufgaben für den Verkehrsträger Straße. Logistische Zusatzleistungen, wie z.B. Kundendienst, können in Verbindung mit dem Transportprodukt angeboten werden. Weiterhin ist die Fläche, z.B. durch Autobahnen und Bundesstraßen, sehr gut erschlossen. Die differenzierte Fahrzeugstruktur, die mit dem Verkehrsträger Straße umgehen kann, ermöglicht eine flexible Leistungserstellung und ist somit für den Nachfrager dieser Leistungen attraktiv (Aberle, 2003, S. 230f., S. 499). Mit dieser Flexibilität kann sich der Dienstleister an spezielle Kundenwünsche anpassen. Haus-zu-Haus Transporte, die Anpassung an den Produktionsrhythmus des Versenders und die Kapazitätsanpassung bei Schwankungen in den zu transportierenden Gütern sind einige Beispiele dafür. Positiv ist auch der hohe Anteil der *Ortsveränderung* von 45% an der Leistungserstellung. Im Vergleich zu anderen Verkehrsmitteln sind die Kosten der Kapitalbindung für die meist mittelständischen Unternehmen attraktiv.

### Transportentfernung

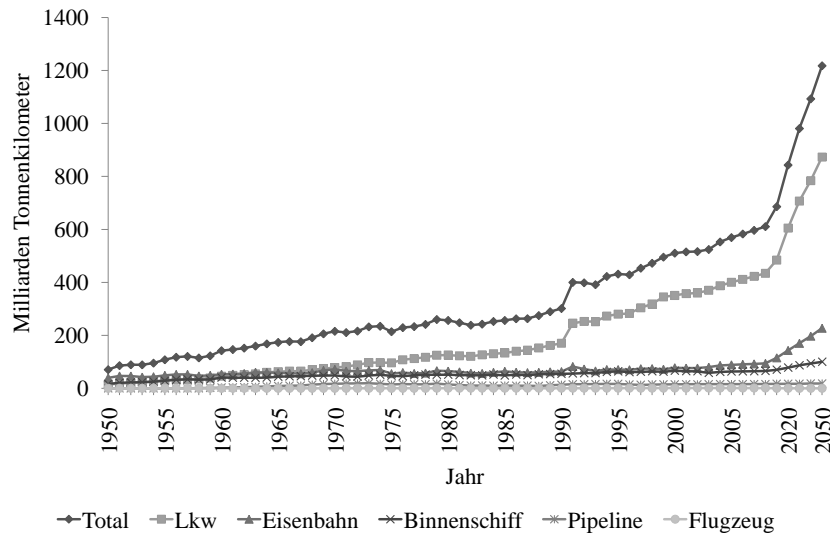
Abhängig vom zu transportierenden Gut, Menge, den fahrzeugtechnischen Merkmalen, dem Zustand der Infrastruktur, gesetzlichen Rahmenbedingungen und den entstehenden Kosten liegt der optimale Entfernungsbereich im Straßengüterverkehr nach Aberle (2003, S. 231) bei ca. 400 bis 500 km. Beispielsweise liegt die deutschlandweite Abwicklung des Paketaufkommens über ca. 30 Hubs bei DHL innerhalb dieser Grenze. Im Detail diskutiert Schubert (2000, S. 132) in einer Übersicht technisch-wirtschaftliche Einsatzbereiche für den Straßenverkehr. Tabelle 2.3 zeigt die Entwicklung der durchschnittlichen Entfernungen nach Modi, die auf Schätzungen von Ickert et al. (2007, S. 108) beruhen. Demnach ist eine generelle Tendenz zu größeren Transportentfernungen bei allen Verkehrsträgern zu beobachten. Vor allem die durchschnittlich zurückgelegten Kilometer auf der Straße haben in den letzten zehn Jahren stark zugenommen, mit steigender Tendenz.

**Tabelle 2.3.** Entwicklung der durchschnittlichen Transportentfernung in km nach Verkehrsträgern

Transportmodus	1995	2000	2005	2010	2020	2030	2040	2050
Straße	80	110	128	148	160	175	185	198
Schiene	220	265	300	325	352	368	382	392
Binnenschiff	267	268	265	265	270	270	272	280
Rohrleitungen	170	170	172	175	180	185	190	196

### Substitutionseffekt

Die logistischen Leistungen können durch verschiedene Verkehrsmittel erbracht werden. Der Modal Split hat sich wegen der beschriebenen Systemeigenschaften auf den Straßengüterverkehr konzentriert und eine mengenmäßig beachtliche Entwicklung vollzogen. Wurden im Jahr 1950 70,4 Mrd. tkm transportiert, so hat sich diese Zahl bis 1989 bereits vervierfacht und stieg in den letzten 18 Jahren nochmals sehr stark auf inzwischen 610,6 Mrd. tkm an (Bundesministerium, 2007). Die Vorhersage der ProgTrans AG für 2010 bis 2050 im Auftrag des Bundesministeriums sagt eine weitere Steigung voraus<sup>8</sup> (Ickert et al., 2007, S. 118).



**Abb. 2.3.** Transportleistung im Bundesgebiet 1950 bis 2008 und Prognose für 2010 bis 2050

Diese Abbildung verdeutlicht aber auch, dass ein Großteil dieser Steigerung auf den Straßengüterverkehr entfällt. Die beobachtete Dominanz lässt sich mit den beschriebenen Vorteilen dieses Verkehrsträgers erklären. Für die Auslastungsproblematik des Verkehrsträgers Straße wäre das eine besorgniserregende Entwicklung. Diese lässt sich aber nicht bei den tatsächlich gefahrenen Kilometern beobachten. Abbildung 2.4 thematisiert diese Fragestellung<sup>9</sup>.

Im Gegensatz zur Transportleistung entwickelte sich die Fahrleistung im Straßengüterverkehr seit 1952 wie in Abbildung 2.4 (Bundesministerium, 2007).

<sup>8</sup> Zu beachten ist, dass in Abbildung 2.3 die Werte der Zeitachse nicht in gleichen Abständen aufgetragen sind.

<sup>9</sup> Zu beobachtende Sprünge in den Jahren 1970 und 1990 sind auf geänderte Meßmethoden und die betrachteten Verkehre zurückzuführen. Bis 1990 ohne Lkw im Werkfernverkehr bis 4 t Nutzlast und Zugmaschinen bis 40 kW; ab 1991 ohne deutsche Lkw bis 6 t zGG oder 3,5 t Nutzlast; bis 1990 ohne grenzüberschreitenden Güternahverkehr und ohne freigestellten Nahverkehr; ab 1999 mit bisher nicht erfassten Transporten wie Abfall, lebende Tiere usw.

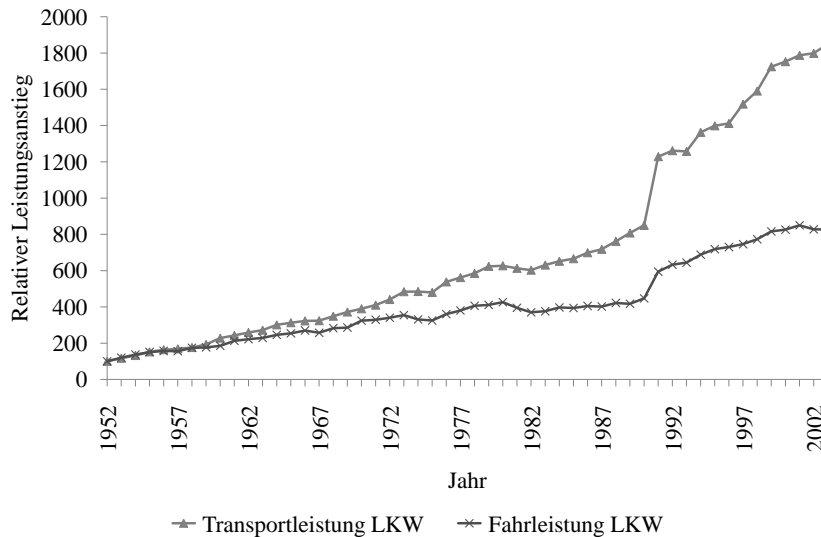


Abb. 2.4. Transportleistung im Straßengüterverkehr ist nicht gleich Fahrleistung

Die Ordinate zeigt in diesem Diagramm den relativen Anstieg der Transport- und Fahrleistung im Vergleich. Das Jahr 1952 dient als Referenzjahr und ist auf 100% gesetzt. Bemerkenswert ist der starke Anstieg der Transportleistung seit den sechziger Jahren, ohne im selben Maße die Straßen zu belasten.

Die Gründe für diese Entwicklung sind hauptsächlich in besseren Planungsentscheidungen im Rahmen der Logistik im Allgemeinen und Planungsaufgaben in der Transportlogistik im Speziellen zu finden. Als Beispiele seien die *Vermeidung von Leerfahrten* (Kapitel 2.4.3), die *Ausnutzung von Bündelungseffekten* (Kapitel 2.2.2), effiziente Güterverkehrszentren (Schubert, 2000, S. 148f.) und kooperative Planungsansätze (Aberle, 2003, S. 72ff. und S. 499ff.) genannt. Mit den ersten beiden Gründen beschäftigt sich diese Arbeit.

### Güterstruktureffekt

Die veränderte Struktur der Güterarten, vor allem bei hoch entwickelten Volkswirtschaften wie der BRD, hin zu hochwertigen Konsum- und Investitionsgütern trägt zur Substitution der Massentransportmittel Bahn und Binnenschiff durch den Lkw bei. Auch hier sind die Systemeigenschaften des Straßengüterverkehrs vorteilhaft. Die Paketdienstleistung betrifft dies insoweit, dass bei qualitativ hochwertigen Leistungen (Versicherung, 24h Lieferung) der Transport per Lkw vorteilhaft ist.

### Logistikeffekt

Der Güterstruktureffekt wird durch den Logistikeffekt verstärkt. Logistische Konzeptionen, wie sie in Kapitel 2.1.3 besprochen wurden, stellen hohe qualitative Ansprüche an das Transportmittel. In engen Zeitfenstern mit flexiblen Transportgefäßen und informationstechnischer Unterstützung müssen Konzepte wie z.B. Just-in-time umgesetzt werden.



### Integrationseffekt und Deregulierung

Eine wichtige Voraussetzung für den Erfolg des Verkehrsträgers Straße bilden politische und wirtschaftliche Entwicklungen, die die Rahmenbedingungen setzen, in denen Transport stattfindet. Politisch angestoßene Veränderungen im Bereich Logistik sind weitere wichtige Faktoren. Die Integrationsbestrebungen in Europa haben starke Auswirkungen auf die Export- und Transitnation Deutschland. Tabelle 2.4 zeigt die Marktanteile deutscher und ausländischer Lkw an der in Deutschland erbrachten Transportleistung im Binnen- und grenzüberschreitenden Verkehr (Bundesministerium, 2007).

**Tabelle 2.4.** Marktanteile deutscher und ausländischer Lkw in Deutschland am Gesamtverkehr

Transportmodus	1991	1993	1995	1997	1999	2001	2003	2005	2007	2010
Deutsche	80	79	78	74	71	71	69	67	66	63
Ausländer	20	21	22	26	29	29	31	33	34	37

Auch marktwirtschaftliche Deregulierungsmaßnahmen (z.B. Freigabe der Transporttarife) haben die Logistikbranche einem starken Wettbewerb ausgesetzt und zur Weiterentwicklung ihrer Leistungen und Prozesse beigetragen. Kapitel 2.3.3 diskutiert erkannte Entwicklungen, die aktuellen Trends und deren Auswirkungen in Hinblick auf den Straßengüterverkehr und im Kontext des SCP.

#### 2.3.3 Entwicklung und Trends im Straßengüterverkehr

Klaus (2003) teilt die acht identifizierten weltwirtschaftlich-logistisch relevanten Trends in Logistik-Nachfrage bestimmende „Megatrends“ und Logistik-Angebotsmöglichkeiten verändernde „Megatrends“ ein. Die ersten vier Trends beschäftigen sich mit veränderten Rahmenbedingungen der Weltwirtschaft, die eine steigende Nachfrage nach Logistik-Dienstleistungen zur Folge haben. Andererseits beschreiben die letzten vier Trends Veränderungen, die von den Logistik-Dienstleistern ausgehen und somit auf deren Angebotsmöglichkeiten und damit indirekt auf die Logistik-nachfragende Wirtschaft wirken. Ich möchte die acht Trends im einzelnen erläutern und dabei besonders auf deren Relevanz für das SCP eingehen.

##### 1.) Globalisierung der Produktion und des Wirtschaftsverkehrs

Der Wegfall vieler Grenzen, politische und handelstechnische, führten zum Abbau von Handelsbarrieren und damit zu größeren Märkten für logistisch agierende Unternehmen. Ebenfalls positiv wirken sich die Fortschritte bei den Informations- und Kommunikationstechnologien aus. Durch das Schaffen von Standards bei der Kommunikation über Unternehmensgrenzen hinweg können Transaktionskosten bei der Suche von Geschäftspartnern und der Abwicklung von Geschäften stark gesenkt werden. Dies führt wiederum zur Dezentralisierung von Wertschöpfungsaktivitäten (Dislozierung) und damit der Notwendigkeit logistischer Dienstleistungen. Aufgrund der geringeren Transaktionskosten wird aber auch der Markteintritt

für neue Unternehmen induziert, die nun als Wettbewerber neben den etablierten Logistik-Dienstleistern auftreten.

Aus der Diskussion zur Globalisierung können drei wichtige Aussagen abgeleitet werden, die das SCP maßgeblich beeinflussen:

1. Der Bedarf an weiträumigen Transportleistungen steigt. Große Distanzen müssen überbrückt werden. Dies führt zur Bündelung von Transporten und damit zu Hub-zu-Hub-Verkehren.
2. Die Integration von Lager-, Umschlags-, Kommunikations-, Planungs- und Steuerungsdienstleistungen wird notwendig. In der Hand eines Logistik-Dienstleisters liegen verschiedenste Planungsaufgaben, deren gesamtheitliche Lösung kaum möglich ist. Eine Komplexitätsreduzierung und infolge dessen die geschickte Verknüpfung der Einzelentscheidungen gehört zu den Herausforderungen des Planers. Im Beispiel wird eine Komplexitätsreduzierung des Gesamtproblems vorgenommen, wobei die Teilprobleme Allokation und Tourenplanung entstehen.
3. Der Druck zur Qualitäts- und Kostenoptimierung für die logistische Leistung steigt. Die Kostenreduktion ergibt sich sofort aus einer möglichst hohen Lösungsgüte. Darüber hinaus führt eine effiziente Planung der logistischen Prozesse Routing und Repositionierung zu zeitlichen Vorteilen und steigert damit die Qualität der Transportleistung.

## **2.) Übergang zur postindustriellen Gesellschaft**

Durch den demografischen Wandel in den reichen Industriegesellschaften ergeben sich neue Anforderungen an die zu produzierenden Güter. Individualität, Vielfältigkeit und Serviceorientierung stehen nunmehr im Mittelpunkt des Kundeninteresses. Diese Lösungen müssen angeboten werden können, ohne Lagerbestände, Sortimente und Produktionskosten aus den Augen zu verlieren - eine Herausforderung an die Logistik. Eine Antwort auf diese Fragestellung mit ihren konträren Zielen bieten vor allem die von logistischen Dienstleistern ausgehenden Trends fünf, sieben und acht.

## **3.) Beschleunigung der Taktraten wirtschaftlicher Aktivität in der „On Demand“-Welt**

Aus Trend zwei ergibt sich die Anforderung, auf Kundenwünsche möglichst sofort reagieren zu können. Das betrifft einerseits die Produktion, aber genauso stark die Distributionssysteme einer Unternehmung. Für die Produktion haben sich Konzepte wie Just in Time oder Just in Sequence durchgesetzt, die wiederum eine effiziente Versorgungslogistik voraussetzen. Ein weiterer Aspekt ist die beschleunigte Entwicklung neuer Technologien und damit kürzerer Produktlebenszyklen. Erfolgreiche Unternehmen müssen den Preis und in zunehmendem Maße auch die zeitliche Dimension bei der Markteinführung neuer Produkte beachten. Klaus (2003) bezeichnet dies als Agilität eines Unternehmens.

Die Veränderung der Güterstruktur (siehe Güterstruktureffekt auf S. 28) von großen Mengen hin zu kleinen, termingerechten Lieferungen beeinflusst die

logistischen Systeme nachhaltig. Hier hilft die Nutzung einer Hub-and-Spoke-Netzwerkstruktur. Kleine, in Hubs gebündelte Flüsse überbrücken mit kostengünstigen Komplettladungstransporten große Distanzen, bevor sie am Zielhub entlang der Speichen weiterverteilt werden. Wechselcontainer als Ladungsträger tragen dabei zu einer flexiblen Zuordnung von Zugmaschine, Quelle, Senke, Hubnetz und zu transportierendem Gut bei.

#### **4.) Wachsende Umweltsensibilität**

Dieser Trend greift neben Recyclingkonzepten und Verzicht auf Vorratsproduktion (und damit auf Verschwendung, wenn diese Produkte nicht abgesetzt werden können) auch Beiträge der Logistik auf. Die City-Logistik entlastet Innenstädte, in Güterverkehrszentren werden Distributionsaufgaben gebündelt und im kombinierten Verkehr werden umweltfreundliche Transportmittel genutzt (Crainic et al., 2004). Das Ziel dieser Konzepte bringt neben der Entlastung der Umwelt auch betriebswirtschaftliche Vorteile. Die Bündelung und Optimierung von Güterströmen reduziert die Fahrleistung im Vergleich zur Transportleistung. Ein Effekt, der in der Entwicklung des Güterverkehrs bereits nachgewiesen wurde und auch durch die Verwendung von Wechselcontainern als Ladungsträger bzw. einer Hub-and-Spoke-Infrastruktur unterstützt wird.

#### **5.) (Wieder-)Entdeckung der Erfolgswirkungen optimierter Struktur- und Prozessorganisation**

Das Supply Chain Management als organisatorische Leitidee der Prozessverknüpfung und Strukturbildung in Wertschöpfungsketten bietet den Rahmen für das Wirtschaften in Unternehmensnetzwerken. Der Logistik als Kanal für Informations- und Stoffströme kommt beim Management dieser Netzwerke eine besondere Rolle zu. Auf Kunden ausgerichtete Prozesse und deren Umsetzung und Steuerung ist die Domäne der Logistik.

Bei der Modellierung und Lösung von Transport- und Tourenplanungsproblemen bieten Transportdienstleister die benötigten Erfahrungen, um mit den komplexen Anforderungen des Supply Chain Managements umzugehen. Der Problemanalyse kann mit gut erforschten Modellen, leistungsstarken Algorithmen und dem jahrelangen Umgang mit realitätsnahen Problemstellungen eine effiziente Lösung der gestellten Aufgaben erfolgen. So greift auch das SCP auf mathematische Modelle des Transports und der Tourenplanung zurück, für deren Lösung zahlreiche algorithmische Werkzeuge existieren. Dennoch stellt die intelligente Modellierung der Gesamtproblematik, z.B. durch die Verknüpfung der identifizierten Teilprobleme, eine große Herausforderung für den Planer dar.

#### **6.) Deregulierung und Privatisierung ehemals öffentlicher Dienste der Kommunikation und des Verkehrs**

Vor den Deregulierungstendenzen, die in den 60er Jahren des letzten Jahrhunderts begannen, wurden Kommunikation und Verkehr, ähnlich wie Elektrizität, Krankenversorgung und Sicherheitsdienste, als Domäne des Staates angesehen. Diese

Dienste wurden allen Bürgern in gleichem Maße und gleicher Qualität verfügbar gemacht. Ende des letzten Jahrhunderts fielen mehrere Monopole. Die hier interessanten Bereiche sind die Transportwirtschaft, die Postdienste und die Kommunikation. Deren Preisgestaltung basierte nunmehr auf den Gesetzen der Marktwirtschaft. Dadurch wird auch der Zutritt für neue Marktteilnehmer ermöglicht. In Konsequenz führt dies dazu, dass die Logistik nicht länger nur durch die Nachfrage aus der Wirtschaft, sondern auch aus sich selbst heraus vermehrt Innovationen schafft. Dadurch steigen die Konkurrenz und der Kostendruck.

### **7.) Konzentration auf Kernkompetenzen und Shareholder Value Denken**

Bereits im Trend zur optimierten Struktur- und Prozessorganisation wurde das Komplexitätsproblem innerhalb von Unternehmensnetzwerken deutlich. Dem versuchen die Unternehmen durch die Konzentration auf ihre Kernkompetenzen, und dem damit einhergehenden Outsourcing von Leistungen zu entgegnen. Trotz fallender Transaktionskosten wiegen die Kosten der Komplexität häufig schwerer als der Nutzen, der durch das Vernetzen der Wertschöpfungsprozesse erzeugt wird. Zudem lassen sich fokussierte Unternehmensstrukturen dem Shareholder besser erklären. Bildet man mehrere wirtschaftliche Einheiten, die ein überschaubares Aufgabengebiet bearbeiten, auf dem sie (möglichst) Kompetenzführer sind, vergrößert sich die Schnittstellenproblematik dieser lose gekoppelten Systeme. Das dabei entstehende Koordinationsproblem ist allerdings einfacher zu handhaben als das Komplexitätsproblem.

Das SCP ist ein Teilproblem, das aufgrund der strategischen Netzwerkentscheidung innerhalb der betriebswirtschaftlichen Aufgabe Pakettransport entsteht. Weiterhin benötigt die Koordination der zwei Teilprobleme Tourenplanung und Allokation im SCP ein Schnittstellenmanagement. Insofern ist eine Komplexitätsreduktion gegenüber dem Gesamtproblem erfolgt. Die sich daraus ergebenden Nachteile aus der Schnittstellenproblematik, gilt es durch intelligente Planungsansätze zu kompensieren.

### **8.) Konzentration und Differenzierung der Branchenstruktur**

Das Outsourcing setzt sich auch innerhalb der Logistikbranche in der Bildung kleiner Spezialisten mit eng umgrenzten Aufgabenstellungen fort. Eine horizontale Zusammenarbeit über (Internet-)Transportmärkte und Kollaborationen ist mittlerweile stark ausgeprägt. Auch vertikale Strukturen innerhalb der Branche Logistik sind zu erkennen. Lead Logistics Service Provider (4PL) koordinieren und beauftragen ausführende Unternehmen mit Transporten. Dies sind häufig kleine, mittelständische Unternehmen, die spezialisierte Leistungen anbieten können.

Weiterhin ist zu beobachten, dass die Stärke der Güterströme und hohe Kapitalbedarfe in einigen Bereichen eine adäquate Größe des Logistik-Dienstleisters voraussetzen (siehe Verbundproduktion in Kapitel 2.2.2). Dadurch werden die Konzentrationstendenzen im Markt beeinflusst. Dies steht im Gegensatz zum Kollaborationstrend über (Internet-)Transportmärkte, bei dem eher kleine Logistikunternehmen in horizontaler Integration zusammenarbeiten. Auch im SCP bedient

sich der Spediteur eines Spezialisten für Hub-zu-Hub Verkehre, dem Frachtführer. Dieser profitiert, indem er große Mengen wirtschaftlich in seinem Netzwerk transportieren kann.

#### 2.3.4 Zusammenfassung

Insgesamt gesehen sprechen die vorgestellten Eigenschaften und Entwicklungen für eine klare Favorisierung der Straße im Rahmen der strategischen Planung für das SCP. Tabelle 2.5 fasst wichtige Eigenschaften des Straßengüterverkehrs und die Entwicklungen zusammen, die zu dessen Dominanz gegenüber anderen Verkehrsträgern geführt haben. Hervorgehoben ist jeweils die Relevanz für das SCP.

Tabelle 2.5: Eigenschaften und Entwicklungen in der Transportlogistik und deren Einfluss auf das SCP

Bezugsrahmen	Einfluss auf das SCP
Fahrplan	Keine Einbettung in Fahrplan, da nicht rivalisierende Nutzung der Straße
Fixkostenanteil	Fremdvergabe der Fahrten vermeidet Kapitalbindung durch Fahrzeuge; Wechselcontainer binden relativ wenig Kapital
Selbstkostenanteil	Hoher Anteil der entstanden Kosten sind direkt auf Leistungserstellung zurückzuführen
Energieeffizienz	Hoher Energieverbrauch pro transportiertem Paket; Thema gewinnt zukünftig noch an Wichtigkeit; spricht für Bahn
Anpassungselastizität	Flexibler Einsatz der Wechselcontainer bei Umschlag, Konsolidierung und Transport; kurzfristige Kapazitätsanpassung z.B. über zusätzliche Frachtführer möglich
Ortsveränderung	Standardisierter Umschlag nimmt wenig Zeit in Anspruch; großer Anteil der Arbeitszeit für Transport
Transportentfernung	Hub-zu-Hub Transporte erfolgen deutschlandweit, im Durchschnitt ca. 300 km für einen Transportauftrag
Substitutionseffekt	Ein Wechselcontainer ist sowohl per Lkw als auch per Bahn transportierbar; SCP nutzt Lkw
Güterstruktureffekt	Qualitativ hochwertigere Leistungen im Paketmarkt
Logistikeffekt	Qualitätsansprüche entsprechen in diesem Markt einer schnellen Lieferzeit; Pakete sind meist innerhalb von 24 Stunden beim Empfänger
Deregulierung	Führt zu Wettbewerb und Weiterentwicklung der Leistungen; Qualität der Leistung bestimmt Marktakzeptanz; Integrationseffekt wird ermöglicht

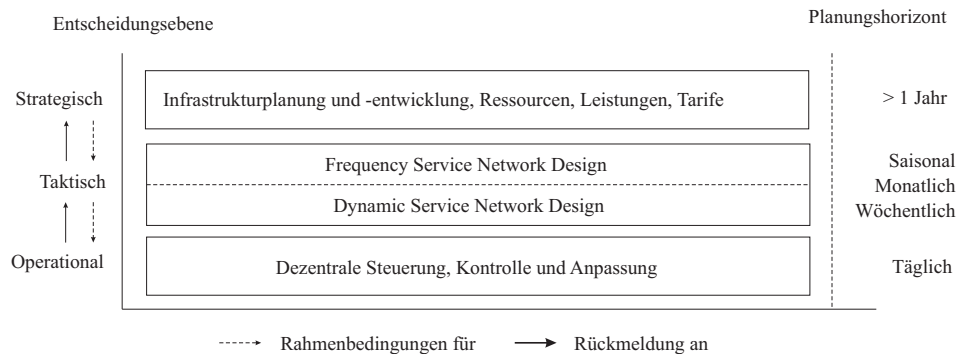
Tabelle 2.5: Fortsetzung Tabelle 2.5: Eigenschaften und Entwicklungen in der Transportlogistik und deren Einfluss auf das SCP

Bezugsrahmen	Einfluss auf das SCP
Integrationseffekt	Konkurrenz und Kostendruck kommen durch ausländische Anbieter in den Markt; DHL, Hermes, UPS, TNT sind einige international tätige Paketdienstleister
Globalisierung	Bedarf an weiträumigen Transportleistungen steigt; führt zu Konsolidierung und Integration verschiedener Leistungen zur Effizienzsteigerung; Qualitäts- und Kostenoptimierung
Beschleunigung	Flexibilisierung durch Ladungsträger Wechselcontainer; Möglichkeit zur Qualitätsverbesserung im Sinne von Geschwindigkeit und Energieeffizienz (Unterschied zwischen Entwicklung tkm und gefahrenen km insgesamt in Abb. 2.3 und 2.4)
Umweltsensibilität	Optimierung von Güterströmen; siehe Beschleunigung
Organisation	Modellbildung, d.h. Konzentration auf relevante Aspekte des SCP, führt zu Planungsstrategien zur Prozessoptimierung (gemeinsame Ausführung von Transport und Repositionierung von Wechselcontainern im SCP); ggf. Anpassung von Strukturen (Rekonfiguration Netzwerk)
Kernkompetenzen	Schnittstellenmanagement zwischen Transportplanung und Allokation; Kooperation mit Partnern (u.a. Frachtführer)
Branchenstruktur	Degressionseffekte verlangen nach spezialisierten Frachtführern, die große Güterströme bewegen können

## 2.4 Planungsebenen und Planungsaufgaben in der Transportlogistik

Die Transportplanung stellt eine sehr facettenreiche Disziplin dar. Verschiedenste Fragestellungen auf unterschiedlichen Planungsebenen müssen gelöst werden, deren integrierte Betrachtung sich aus Komplexitätsgründen verbietet (Ballou, 1992, S. 33f.). Eine Modellierung abgegrenzter Teilprobleme ist daher nötig. Der Output eines Modells entspricht meist der Datengrundlage für ein weiteres Modell auf einer tieferen Planungsebene. In umgekehrter Reihenfolge fließen Informationen

zurück, um wiederum in die längerfristigen Entscheidungen einbezogen zu werden. Dieses Kapitel geht von drei Planungsebenen aus und ordnet identifizierte Entscheidungen ein. Eine Zusammenfassung der relevanten Entscheidungen und deren Reichweiten sind in Abbildung 2.5 dargestellt, nähere Erläuterungen dazu liefert dieses Kapitel.



**Abb. 2.5.** Planungsebenen in der Transportlogistik

### 2.4.1 Strategische Planung

Zeitlich gesehen beschäftigt sich die strategische Planung mit Fragestellungen, deren Auswirkungen über Jahre spürbar sind. Angesiedelt sind hier Entscheidungen, die mindestens das gesamte Unternehmen betreffen, aber durchaus auch mit regionaler, nationaler oder internationaler Reichweite. Crainic (2003) unterscheidet Aufgaben dieser Ebene weiterhin in Analyse-, Planungs- und Design-Aufgaben.

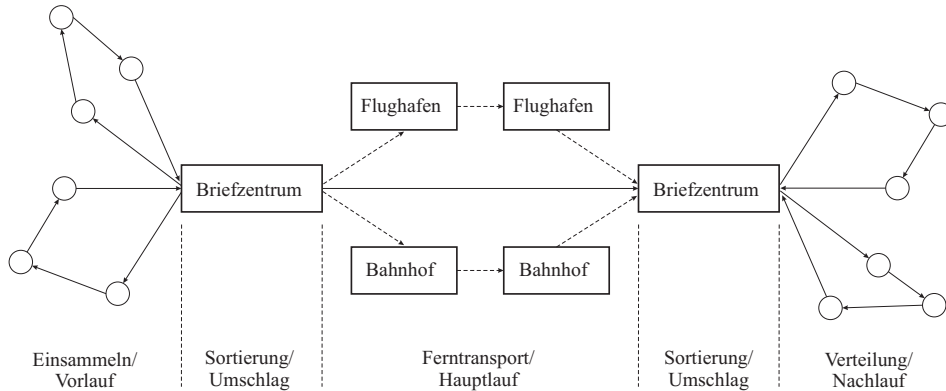
Die strategische Systemanalyse und -planung betrachtet die Evolution der existierenden Infrastruktur, deren Weiterentwicklung und wo notwendig auch deren Rückentwicklung (Ballou, 1992, S. 267 und S. 323ff.). Entscheidungen über Produktionsmuster, Produktions-, Verbrauchs- und Handelsmengen und die Einführung neuer Technologien unter Beachtung der aktuellen und zukünftigen Gesetzgebung werden getroffen.

Die Designphase setzt die getroffenen Entscheidungen aus der Planungsphase um, wobei die generelle Entwicklungsstrategie aus der Unternehmensleitung kommuniziert und auf regionaler Ebene umgesetzt wird. Bezüglich der Standortwahl für Einrichtungen, wie z.B. Terminals, Hubs, Depots, Schnittstelleneinrichtungen, Ausstattung von Einrichtungen und Kapazitäten ist ein Unternehmen dann langfristig festgelegt (Stabenau, 1994, S. 57-63).

### Beispiel Hub-and-Spoke-Netzwerke

Beispielhaft möchte ich auf Aspekte der Transportnetzgestaltung, die auf dieser Ebene angesiedelt ist, etwas näher eingehen. Zuerst erfolgt die generelle Designentscheidung für ein Transportnetz. Bei Teilladungstransporten werden nach dem Vorbild des amerikanischen Luftverkehrs zunehmend Hub-and-Spoke-Netze bevorzugt (im Gegensatz zu z.B. Rasternetzen (Aberle, 2003, S. 497)). Dies ist auch bei großen Paketdienstleistern der Fall.

Angelehnt an Grünert und Sebastian (2000) ist solch ein Transportnetzwerk beispielhaft in Abbildung 2.6 dargestellt. Die Kunden des Postdienstleisters werden im sogenannten Vor- und Nachlauf bedient. Die Briefzentren entsprechen den Hubs, in ihnen erfolgt z.B. die Sortierung und Be-/Entladung der Lkw. Das globale Transportaufkommen wird über Güterfernverkehr mit Lkw, Bahn oder Flugzeug abgewickelt. Dies wird als Hauptlauf bezeichnet. Es entsteht ein mehrstufiges, gebrochenes und ggf. multimodales Transportnetzwerk, wobei der Hauptlauf dem SCP entspricht.



**Abb. 2.6.** Transportnetzwerk eines KEP-Dienstleisters

In Hub-and-Spoke-Netzwerken mit einem zentralen Hub liegt dieses aufgrund der geografischen und verkehrstechnischen Gegebenheiten für Deutschland im Gebiet um Niederaula. Netze mit mehreren Hubs werden vor allem von Paketdienstleistern genutzt, um eine schnelle Zustellung im nationalen und internationalen Geschäft zu gewährleisten. Aberle (2003, S. 498f.) hat Vor- und Nachteile zusammengetragen, die diese Entscheidung unter Effizienz Gesichtspunkten betrachten.

- Ein direkter Kundenkontakt führt zu angepassten Leistungen (kleinere Fahrzeuge, Zeitfenster).
- Es besteht geringer oder kein Platzbedarf in Speichen (z.B. Briefkästen, Packstationen oder Abholservice).
- Die Sortierung in den Hubs erfolgt mit leistungsfähigen Anlagen und optimierten Prozessen. Eine industrielle Abfertigung mit großem Kosteneinsparungspotenzial ist möglich (Paketroboter, Sortierstraßen).
- Naben werden an strategisch wichtigen Orten errichtet (Autobahnen, Flughäfen), die genug Platz bieten und eine gute Verkehrsanbindung besitzen.
- Zusätzlich kann der Hub als Zwischenlager dienen.
- Dies alles führt zu einer Kosteneinsparung von rund 20% (situationsabhängig und im Vergleich zu Rasternetzwerken).
- Der Betrieb von Hubs ist kapitalintensiv, bei Direktverkehren würden diese fixen Kosten wegfallen.
- Eine zusätzliche Fahrleistung ist durch Konsolidierung und Aufteilung notwendig. Die insgesamt gefahrene Strecke sollte allerdings durch eine bessere Auslastung im Fernverkehr kürzer werden.



Hat man die eigene (voraussichtliche) Situation in Hinblick auf diese Punkte bewertet, müssen Anzahl und Standort der Hubs festgelegt werden. Determinanten sind hierbei u.a. das erwartete Aufkommen an Gütern, die Verkehrsinfrastruktur, Netzwerkeffekte und weitere Kosten für den Standort (z.B. Steuern, Löhne, Baumaßnahmen, etc.). Verschiedene Problem- und Modellierungsvarianten werden unterschieden, die im Einzelnen etwa in Domschke und Drexl (1996), Vahrenkamp (2007, S. 458ff.), Vahrenkamp und Mattfeld (2008, Teil 2) nachzulesen sind.

### 2.4.2 Taktische Planung

Diese Planungsprobleme setzen auf Entscheidungen der strategischen Ebene auf und werden als *Service Network Design Probleme* bezeichnet (Grünert und Sebastian, 2000; Irnich, 2002; Crainic, 2003; Wieberneit, 2008). Es wird die systemweite Netzwerkoptimierung aller Operationen angestrebt. Dazu gehören beispielsweise das Routing des Verkehrs, das Servicelevel auf jeder Route, die Bestimmung von Abfahrtszeiten, die Kosten und Serviceleistungen an den Konsolidierungspunkten. Durch die interdependenten Entscheidungen bezüglich dieser Operationen ist eine globale Sichtweise wünschenswert aber aus Komplexitätsgründen bei Problemen praxisrelevanter Größe nicht möglich (Crainic und Roy, 1988).

Zu beachten sind zwei Richtungen, in denen die taktischen Entscheidungen wirken. Eher langfristig sind sogenannte *Frequency Service Network Design* Aufgaben ausgerichtet. Sie definieren den Servicetyp, die Nutzungshäufigkeit bestimmter Transportwege, Terminalarbeitslast und -politiken und determinieren damit z.B. Transportpläne, Ladungspläne und täglich wiederkehrende Operationen (Fahrpläne). Die operativ ausgerichteten Aufgaben werden als *Dynamic Service Network Design* bezeichnet und dienen der Planung und Unterstützung der Abläufe. Im Einzelnen sind mittelfristig folgende Entscheidungen zu treffen:

- **Auswahl Service:** Für die Routen findet die Auswahl der anzufahrenden Hubs statt. Entscheidungen über Zwischenstopps, die Art des Service und Bedienfrequenzen finden ebenso auf dieser Ebene statt. Häufig wird bereits ein detaillierter Ablaufplan erzeugt.
- **Verkehrsverteilung und Scheduling:** Ressourcen und Crews müssen zur richtigen Zeit an der richtigen Stelle zur Verfügung stehen. Es erfolgt die Zuordnung der Güter zur Lieferung inklusive Routenbildung für die Güterflüsse. Weiterhin werden die anzuwendende Serviceart und notwendige Aufgaben in den Terminals festgelegt. Diese Entscheidungen werden auf taktischer Ebene getroffen, da häufig Fahrzeug und Fahrer eine feste Kombination bilden.
- **Terminaloperationen:** Allgemeine Operationsregeln in den Hubs und Depots sowie die Arbeitsverteilung zwischen den Terminals werden bestimmt.
- **Leerfahrzeugausgleich:** Es erfolgt die Beantwortung der Frage, wie der Ausgleich stattfindet, um die vorhergesagten Nachfragen befriedigen zu können.

Wieberneit (2008) formuliert ein mathematisches Modell für das generische Service Network Design Problem. Zwei Entscheidungen sind zu treffen: 1) Die Anzahl der Fahrzeuge, die für einen Service ausgewählt werden und 2) die Anzahl der Güter, die transportiert werden müssen. Das Ziel sind kostenminimale Güterflüsse.

*Beispiel Service Network Design*

Um diese Entscheidungsebene näher zu charakterisieren, möchte ich ein Beispiel für ein mögliches Planungsproblem vorstellen. In der englischsprachigen Literatur versteht man unter Service Network Design den Entwurf von Transportplänen für die nächste Periode, z.B. eine Saison (vgl. Abbildung 2.5). Für diesen mittelfristigen Entscheidungshorizont muss die Art des Services, beispielsweise die Reposititionierung von leeren Wechselcontainern, festgelegt werden. Die angebotene Leistung soll effizient, profitabel und zu einem bestimmten Servicegrad (richtiger Zeitpunkt) erfolgen.

Wie in dieser Aufgabenstellung deutlich wird, fokussiert der Begriff Netzwerkdesign nicht auf ein physisches Transportnetzwerk sondern ist vielmehr ein theoretisches Konstrukt für die zurückgelegten Wege zwischen zwei Orten und die jeweils an den Orten angebotene Leistung. Weiterhin kommt noch eine Dimension für die Ressourcen (z.B. Fahrzeuge und Fahrer) und eine Zeitdimension für die Frequenz der Besuche hinzu. Die Zuordnung zur taktischen Ebene erfolgt aufgrund der mehrperiodigen Betrachtungsweise. Eine Operation, die in zukünftigen Perioden notwendig wird, kann bereits antizipiert werden. Dies geschieht unter der Prämisse eines mittelfristigen, vom Planungshorizont begrenzten, Ausgleichszustands bezüglich der Ressource Wechselcontainer.

In diesem Zusammenhang ist auch der Leerfahrzeugausgleich im SCP zu sehen. Dieser gliedert sich in zwei Teilbereiche:

1. *Frequency Service Network Design*: Linienplanung, bei der dauerhaft Relationen bedient werden, für die Prognosen über fehlende Wechselcontainer für einen relativ großen Zeitraum gemacht werden konnten (Crainic, 2003).
2. *Dynamic Service Network Design*: Darüber hinaus besteht meist noch Bedarf an kurzfristigen Allokationen. Diese werden notwendig, wenn durch tägliche Schwankungen im Transportaufkommen Regionen mit mehr Pickup-Orten und somit einem höheren Bedarf an leeren Wechselcontainern auftreten. Gleichzeitig gibt es ein Überangebot in Regionen mit mehr Delivery-Orten. Dieses tagesbasierte Planungsproblem tritt im SCP auf.

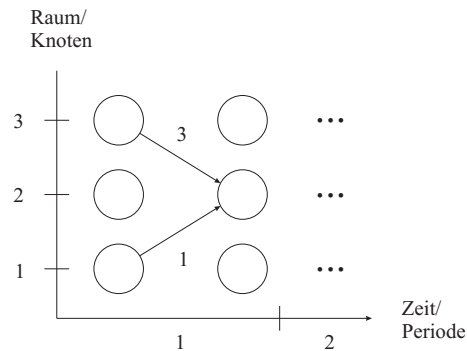
### 2.4.3 Operative Planung und Steuerung

Typische Aufgaben dieser Ebene sind das Crew Scheduling, die Terminal- und Linienführung, die dynamische Ressourcenallokation und die Tourenplanung. Die Planung wird durch das lokale Management in einem dynamischen Umfeld ausgeführt. Mit größtmöglicher Detailtreue bezieht die operationale Planung und Steuerung Fahrzeuge, Einrichtungen, Aktivitäten u.a. mit ein.

Es fällt auf, dass Aufgabenobjekte gleichermaßen von operativer und taktischer Planung behandelt werden. Beispielsweise wird Ressourcenallokation bereits auf der taktischen Ebene adressiert. Diese Herangehensweise reduziert die Komplexität der operativen Ebene und bezieht dabei zusätzliche Informationen mit ein. Sehen wir uns dazu ein Beispiel an.

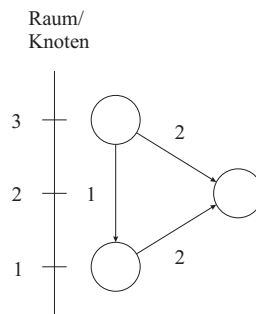
*Beispiel Ressourcenallokation*

Angenommen, die taktische Planung ergibt für eine Periode die *Allokation* in Abbildung 2.7. Durch die Zeit-Dimension (x-Achse) wird einerseits zwischen dem Zustand vor der Allokation und nach der Allokation unterschieden und andererseits werden mehrere aufeinander folgende Perioden modelliert. Das bedeutet, dass ein leerer Wechselcontainer von Knoten 1 nach Knoten 2 und drei leere Wechselcontainer von Knoten 3 nach Knoten 2 gebracht werden. Angenommen, dies sei die optimale Lösung bei längerfristiger Betrachtung.



**Abb. 2.7.** Allokationsentscheidung in einer Periode

Für die einzelne Periode muss darüber hinaus noch eine fahrzeuggenaue Zuordnung der Wechselcontainer erfolgen. Die Dimension Zeit kann daher in Abbildung 2.8 vernachlässigt werden. Hierbei ergibt sich aus der direkten Verbindung von zwei Knoten eine Anpassung, bei der ein Wechselcontainer von Knoten 3 über Knoten 1 nach Knoten 2 gebracht wird. Dadurch gewährleistet die *Tourenplanung*, dass das Fahrzeug mit einer Kapazität von zwei Einheiten auf der Strecke  $1 \rightarrow 2$  ausgelastet ist und damit kein zusätzliches Fahrzeug auf der Strecke  $3 \rightarrow 2$  eingesetzt werden muss.



**Abb. 2.8.** Operationale Umsetzung der Allokation durch die Tourenplanung

Anknüpfend an die allgemeinen Aussagen zur doppelten Adressierung der Ressourcenallokation auf taktischer und operativer Ebene ist die Vorteilhaftigkeit dieser Vorgehensweise nun klar. Die taktische Planung hat die Dimension Zeit und damit zusätzliche Informationen über zukünftige Systemzustände mit einbezogen.

Davon ausgehend, dass hier eine gute Lösungsqualität erreicht wurde, verringert sich die Komplexität auf operationaler Ebene, indem lediglich eine Periode betrachtet wird. Zusätzlich erfolgt auf dieser Ebene aber die fahrzeuggenaue Zuordnung der zuvor bestimmten Wechselcontainerflüsse.

Der Komplexitätsvorteil wird allerdings durch einen offensichtlichen Nachteil begleitet. Durch die Vernachlässigung von Restriktionen und Möglichkeiten der operationalen Ebene (Kapazität der Fahrzeuge, nicht direkte Verbringung der Wechselcontainer zwischen Orten) durch die taktische Planung wird nicht unbedingt die bestmögliche Entscheidung getroffen. Diese Überlegung ist die zentrale Fragestellung des folgenden Kapitels und der Kapitel 6 und 7.

## Planung dynamischer Problemstellungen

Zur Lösung der identifizierten Teilprobleme im SCP werden in diesem Kapitel die entscheidungstheoretischen Grundlagen vorgestellt. Die verschiedenen Problemcharakteristika haben Auswirkungen auf die Entscheidungsfindung. Zwei Dimensionen können grundlegend unterschieden werden:

1. Die *zeitliche Struktur* betreffend werden *statische* und *dynamische* Probleme unterschieden.
2. Das zugrunde liegende *Datenmaterial* betreffend werden *deterministische* von *stochastischen* Problemen unterschieden.

Grundsätzlich handelt es sich beim SCP vereinfacht um ein dynamisch-deterministisches bzw. der Realität entsprechend um ein dynamisch-stochastisches Planungsproblem. Durch zeitliche Dekomposition sind weiterhin die Kombinationen statisch-deterministisch und statisch-stochastisch möglich. Sowohl dynamisch-deterministische als auch die letzteren beiden Problemtypen liefern einen Beitrag zum Verständnis und zur Entwicklung von Modellen und Lösungsstrategien für das realitätsnähere dynamisch-stochastische Problem.

Deshalb werden beide Dimensionen bezüglich ihrer Auswirkungen auf entscheidungstheoretische Besonderheiten, die Modellbildung und mögliche Lösungsstrategien besprochen. Mit Kapitel 3.1 führe ich das Grundmodell der Entscheidungsfindung in statisch-deterministischen, statisch-stochastischen und dynamischen Problemen ein. Die mathematische Modellierung bildet die Grundlage für alle behandelten Modelle in dieser Arbeit. Diesen Ansatz stelle ich in Kapitel 3.2 vor. Anschließend werden Eigenschaften der dynamischen Entscheidungssituation in Kapitel 3.3 und grundsätzliche Überlegungen zur Lösung dynamischer Probleme in Kapitel 3.4 diskutiert.

### 3.1 Das Grundmodell der Entscheidungsfindung

Für die Analyse einer Entscheidungssituation ist es hilfreich, fünf Begriffe einzuführen. Die Einbeziehung des SCP in diese Begriffswelt stellt die Basis weiterer Betrachtungen dar (Zimmermann, 2005, S. 14ff.).

*Zustand*

Hierbei handelt es sich um die Abbildung des realen Systems zu einem bestimmten Zeitpunkt durch alle relevanten Parameter und Daten. Relevante Elemente des SCP sind die Wechselcontainerflotte und die Auftragssituation. Beide sind charakterisiert durch einen örtlichen und einen zeitlichen Aspekt. Die aktuellen Positionen der Wechselcontainer und der Pickup- und Delivery-Ort bzw. die Periode eines bestimmten Auftrags stellen relevante Daten dar.

*Aktion*

Eine Aktion überführt den Zustand in einen Folgezustand und ist demnach die Ausführung einer getroffenen Entscheidung. Da sich diese Arbeit nur mit Entscheidungen befasst und davon ausgeht, dass diese wie geplant in Aktionen umgesetzt werden, verwende ich die Begriffe synonym. Bei Entscheidungen ist es wichtig, dass es einen Kausalzusammenhang zwischen der Aktion und dem Ergebnis gibt. Ist dies nicht der Fall, so ist die Entscheidungsaufgabe wirkungsdefekt (nicht mehr wohlstrukturiert<sup>1</sup>) und für eine strukturierte Entscheidungsfindung nur schwer zugänglich. Ich gehe in allen Entscheidungsaufgaben davon aus, dass Aktion und Ergebnis in einem bekannten kausalen Zusammenhang stehen. Aktionen im SCP sind auf beiden Planungsebenen angesiedelt. Auf taktischer Ebene (Transportplanung) muss der *Quellort ausgewählt* werden, von dem aus leere Wechselcontainer an einen Bedarfsort repositioniert werden. Zusätzlich besteht ein Freiheitsgrad darin, die *Periode zu bestimmen*, in der diese Repositionierung stattfindet. Die operationale Ebene (Tourenplanung) umfasst die Entscheidung, welches Fahrzeug welchem Auftrag *zugeordnet* ist und in welcher *Reihenfolge* Auftragsorte angefahren werden.

*Ergebnis*

Eine bekannte Transformationsfunktion überführt einen Zustand durch das Anwenden einer Aktion in einen Folgezustand. Dieser wird auch als Ergebnis bezeichnet. Angenommen, ein Zustand im SCP erfordert eine Entscheidung bezüglich aller vier genannten Aktionen. Das daraus resultierende Ergebnis stehe in kausalem Zusammenhang mit der Aktion. Wird ein bestimmter Quellort ausgewählt, folgt daraus, dass sich der Bestand an leeren Wechselcontainern hier in der entsprechenden Periode verringert. Wird ein Auftrag einem bestimmten Fahrzeug zugeordnet, so folgt daraus, dass beide Auftragsorte (Pickup und Delivery) in einer festgelegten Reihenfolge von diesem Fahrzeug angefahren werden.

*Nutzen*

Einem Ergebnis ist ein Nutzen zugeordnet, so dass eine Aktion nach betriebswirtschaftlichen Gesichtspunkten durch den Entscheider gewählt werden kann. Der Nutzen beim SCP besteht darin, dass ein Auftrag erfüllt wird, was zu Zahlungen

---

<sup>1</sup> der Kausalzusammenhang zwischen einer Entscheidung und der Zielerreichung ist bekannt; alle entscheidungsrelevanten Daten sind verfügbar; ein den Sachzielen adäquates Formalziel existiert; ein Lösungsverfahren ist bekannt

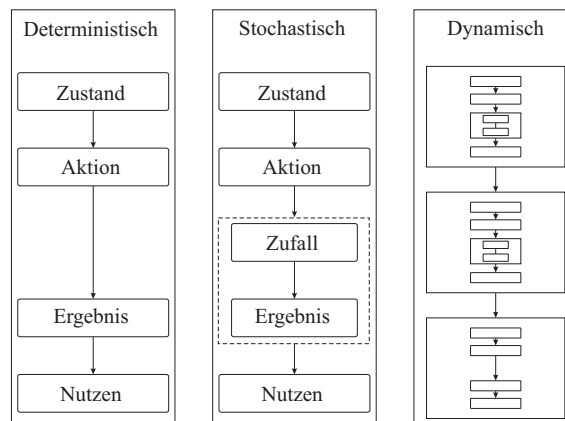
vom Versender an den Spediteur führt. Somit kann dieser Nutzen quantifizierbar gemacht werden. Ein weiteres Ergebnis ist das Verfügbarmachen von leeren Wechselcontainern. Es besteht der Nutzen darin, den Spediteur das Annehmen von Aufträgen in der Zukunft zu ermöglichen. Finden keine Repositionierungen statt so fehlen leere Wechselcontainer. Aufträge, die in solchen Orten ihren Pickup-Ort haben, sind nicht erfüllbar.

### *Zufallseinfluss*

Handelt es sich um ein stochastisches Problem, stellt der Zufall eine wichtige Einflussgröße dar. Mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit treffen nicht beeinflussbare (exogene) Ereignisse ein, die das System verändern. Befindet sich das System in einem Zustand nach der Aktion, treffen anschließend neue Aufträge ein, die den Folgezustand beeinflussen. Zur vereinfachten Darstellung verzichte ich auf die explizite Betrachtung des Zufalls direkt nach der Aktion und fasse ihn mit dem Ergebnis zusammen.

### *Übersicht zu den Grundmodellen*

Diese fünf Begriffe finden sich bezüglich der zwei Dimensionen, Zeit und Daten, in Abbildung 3.1 wieder. Im statisch-deterministischen Fall folgt auf einen Zustand eine Aktion, darauf das Ergebnis, welches wiederum mit einem Nutzen bewertet ist. Bei stochastischen Daten folgt auf die Aktion ein Zufallseinfluss und dann wiederum das Ergebnis mit einem bestimmten Nutzen. Dynamische Probleme führen dazu, dass bei deterministischen und stochastischen Daten ein Folgezustand (Ergebnis) gleichzeitig der Anfangszustand für das Problem der nächsten Periode ist. Diese drei Grundmodelle möchte ich in diesem Kapitel näher erläutern.



**Abb. 3.1.** Skizzen der Grundmodelle der Entscheidungsfindung

#### **3.1.1 Deterministisches Grundmodell**

Eine Entscheidung ist „... der Wahlakt über die zu ergreifende Aktion, Strategie, Handlungsweise etc.“ (Zimmermann, 2005, S. 14), und wird vom Planer getroffen. Ein einfaches Grundmodell der Entscheidung bietet Zimmermann (2005, S.

14f.) an. Es geht davon aus, dass ein reales System aus  $n$  verschiedenen Zuständen  $z \in Z$  mit  $n = |Z|$  besteht. Weiterhin gibt es eine Anzahl  $m = |A|$  möglicher Aktionen  $a \in A$ . Eine Kombination aus Zuständen und Aktionen führt zu einem Ergebnis  $e \in E$ . Die möglichen Ergebnisse einer Aktion  $i$  sind mit einem bestimmten Nutzen  $u_{ij}$  bewertet und können somit für eine Entscheidung (Auswahl einer Aktion) geordnet werden. In einer Entscheidungsmatrix sind demzufolge  $n \cdot m$  Ergebnisse und Nutzenwerte möglich, die als Matrix in Tabelle 3.1 dargestellt sind.

**Tabelle 3.1.** Entscheidungsmatrix für ein statisch-deterministisches Problem

Aktion $i$	Zustand $j$			
	$z_1$	$z_2$	$\dots$	$z_n$
$a_1$	$e_{11} \rightarrow u_{11}$	$e_{12} \rightarrow u_{12}$	$\dots$	$e_{1n} \rightarrow u_{1n}$
$a_2$	$e_{21} \rightarrow u_{11}$	$e_{22} \rightarrow u_{22}$	$\dots$	$e_{2n} \rightarrow u_{2n}$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
$a_m$	$e_{m1} \rightarrow u_{m1}$	$e_{m2} \rightarrow u_{m2}$	$\dots$	$e_{mn} \rightarrow u_{mn}$

Geht man davon aus, dass es sich um ein deterministisches System handelt, dann ist der Zusammenhang von Zustand, Aktion und Ergebnis eindeutig funktional abbildbar. Der Planer muss den entsprechenden Ergebnissen nun noch einen Nutzen zuordnen. Die Präferenz für ein bestimmtes Ergebnis ergibt sich für den Fall einer monetären Bewertung intuitiv nach dem höchsten Ergebnis (Gewinn). Zur Rationalität einer Entscheidung bzw. rationalen Nutzenfunktionen und den damit in Zusammenhang stehenden Axiomen sei auf Zimmermann (2005, S. 18ff.) verwiesen.

### 3.1.2 Stochastisches Grundmodell

Anknüpfend an Kapitel 3.1.1 geht in diesem Abschnitt dem Eintritt eines Ergebnisses ein Zufallseinfluss voraus. Mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit  $p_j$  (auch Risiko genannt) kann der Planer dann mit einem Folgezustand  $z_j$  rechnen. Im Unterschied zum deterministischen Entscheidungsmodell ist daher keine direkte Zuordnung von Aktion zu Ergebnis bzw. Nutzen möglich. Für eine Aktion  $a_i$  kann lediglich eine Nutzen(wahrscheinlichkeits)verteilung angegeben werden. Dieser Sachverhalt ist in Anlehnung an Zimmermann (2005, S. 21ff.) in Tabelle 3.2 dargestellt.

Nutzenverteilungen müssen für die Auswahl einer Aktion vergleichbar gemacht werden. Die Nutzenverteilung einer Aktion lässt sich beispielsweise durch reellwertige Zahlen darstellen. Hierzu bietet die Literatur zahlreiche Entscheidungsregeln und -prinzipien<sup>2</sup> an. Beispielhaft sei hier die Mittelwertregel (auch Bayes-Regel)

<sup>2</sup> Als Regel versteht man eine vollständig beschriebene Vorgehensweise für die Umformung einer Nutzenverteilung in eine reelle Zahl. Bei einem Entscheidungsprinzip ist noch mindestens ein Parameter für diese Umformung festzulegen.



**Tabelle 3.2.** Entscheidungsmatrix für ein statisch-stochastisches Problem

Aktion $i$	Wahrscheinlichkeit $j$			
	$p_1$	$p_2$	$\dots$	$p_n$
	Zustand $j$			
	$z_1$	$z_2$	$\dots$	$z_n$
$a_1$	$u_{11}$	$u_{12}$	$\dots$	$u_{1n}$
$a_2$	$u_{21}$	$u_{22}$	$\dots$	$u_{2n}$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
$a_m$	$u_{m1}$	$u_{m2}$	$\dots$	$u_{mn}$

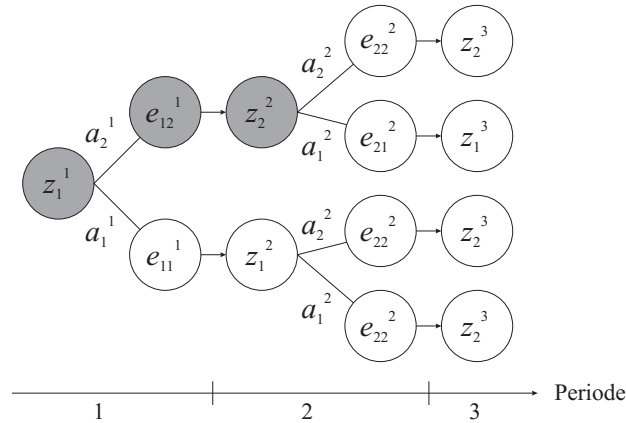
genannt. Durch Mittelwertbestimmung bezüglich der diskreten Nutzenverteilung und Gewichtung mit den Wahrscheinlichkeiten  $p_j$  wird die Aktion präferiert, deren Erwartungswert am höchsten ist:

$$a_1 \succeq a_2 \quad , \text{ wenn } \sum_j u_{1j}p_j \geq \sum_j u_{2j}p_j$$

Sind reelle Zahlen als Nutzenbewertung gefunden, kann durch paarweisen Vergleich die Lösung, d.h. die optimale Aktion, gewählt werden.

### 3.1.3 Dynamisches Grundmodell

Wie bereits aus Abbildung 3.1 hervorgeht, zeichnet sich das Grundmodell für die Entscheidungsfindung bei dynamischen Problemen durch das wiederholte Auftreten des deterministischen und/oder stochastischen Grundmodells aus. Dadurch, dass pro Periode mehrere Aktionen für einen gegebenen Zustand möglich sind, ergeben sich auch mehrere Folgezustände. Eine beispielhafte Folge von Zustand, Aktion und Ergebnis ist in Abbildung 3.2 grau hervorgehoben.

**Abb. 3.2.** Grundmodell der Entscheidungsfindung bei Dynamik

Ein Zustand  $z_j^t$  sei zusätzlich durch eine Periode  $t$  gekennzeichnet. Der Anfangszustand in Periode 1 sei  $z_1^1$  und aus allen möglichen Aktionen wird Aktion  $a_2^1$  mit

dem Ergebnis  $e_{12}^1$  und einem Nutzen von  $u_{12}^1$  gewählt. Das Ergebnis dieser Periode stellt den Anfangszustand von Periode 2 ( $z_2^2$ ) dar. Für den Fall zweier möglicher Aktionen in zwei Perioden entsteht der in Abbildung 3.2 dargestellte Entscheidungsbaum. Es ist leicht zu sehen, dass eine große Anzahl von Aktionen pro Periode schnell zu einem sehr großen Entscheidungsbaum führen. Bedenkt man, dass eine Entscheidung für eine Aktion in der aktuellen Periode zukünftige Zustände und mögliche Aktionen beeinflusst, so muss das Gesamtproblem integriert (alle Perioden gleichzeitig) betrachtet werden. Die resultierende dynamische Entscheidungsmatrix ist sehr groß und somit das zugrundeliegende Entscheidungsproblem komplex.

### 3.2 Das Vorgehensmodell der Optimierung

Bei vielen Problemen der Praxis wirft das im vorangegangenen Kapitel beschriebene dynamische Grundmodell drei Fragestellungen auf. Zustände, Aktionen und Zufallseinflüsse können jeweils mehrere Dimensionen  $D$  besitzen und in jeder Dimension mehrere Werte  $V$  annehmen. Somit ergeben sich jeweils  $D^V$  Zustände, Aktionen bzw. Ergebnisse. Beispielhaft seien das im SCP die Folgenden.

#### *Zustandsraum*

Ein Zustand sei vereinfacht beschrieben durch vier Dimensionen, die Position eines Wechselcontainers und den Pickup- und Delivery-Ort eines Auftrags in jeweils einer bestimmten Periode im Planungshorizont. Alle Dimensionen können als Werte ein gültiges Hub im Netzwerk bzw. einen diskreten Zeitpunkt annehmen.

#### *Aktionsraum*

Die vier Entscheidungen im SCP können durch Entscheidungsvariablen ausgedrückt werden. Das sind im Einzelnen:

- *Quellort wählen in der Transportplanung:* Welcher der Hubs soll den leeren Wechselcontainer zur Verfügung stellen? Der Wertebereich ist ganzzahlig und umfasst alle gültigen Hubs. Die Entscheidungsvariable  $\geq 0$  für einen Fluss von Hub  $i$  nach Hub  $j$ . Die Dimensionen sind Quelle und Senke.
- *Periode wählen in der Transportplanung:* Bestimmung des Zeitpunkts, an dem dieser Wechselcontainer transportiert wird (Einführung eines weiteren Indizes für die Entscheidungsvariablen der Transportplanung). Die Dimension ist die Zeit mit dem Wertebereich erste Periode bis letzte Periode des Planungshorizonts.
- *Zuordnungsentscheidung in der Tourenplanung:* Ein Auftrag ist einem Fahrzeug zugeordnet oder nicht. Der Wertebereich ist somit binär. Die Entscheidungsvariable nimmt den Wert null an, falls keine Zuordnung erfolgt und den Wert eins, falls der Auftrag auf dem Fahrzeug transportiert wird.
- *Reihenfolgeentscheidung in der Tourenplanung:* Auf ein Hub  $i$  folgt ein anderes Hub  $j$ . Der Wertebereich ist wiederum binär. Die Entscheidungsvariable nimmt den Wert null an, falls  $j$  nicht auf  $i$  folgt, sonst nimmt sie den Wert eins an.

### *Zufallseinfluss*

Die Stochastik betrifft die Anzahl und die Position der Pickup- bzw. Delivery-Orte der Aufträge im SCP. Damit besitzt sie drei Dimensionen und einen ganzzahligen Wertebereich für die Anzahl bzw. die möglichen Hubs für die Auftragsorte. Die Wahrscheinlichkeit  $p_j$ , mit dem ein Zustand eintritt, bestimmt maßgeblich den Zustandsraum der Folgeperiode. So determiniert die diskrete Anzahl möglicher Werte, die stochastische Größen annehmen können, die Größe des Entscheidungsbaums.

Diese drei Fragestellungen (Zustandsraum, Aktionsraum, Zufallseinfluss) führen zu sehr großen und komplexen Entscheidungsproblemen. Die Modellierung und Lösung solcher Probleme ist Gegenstand des Operations Research bzw. der Optimierung und somit auch dieser Arbeit. Daher bildet eine prozessorientierte Sicht der Optimierung die Grundlage für diese Arbeit und wird im Folgenden beschrieben.

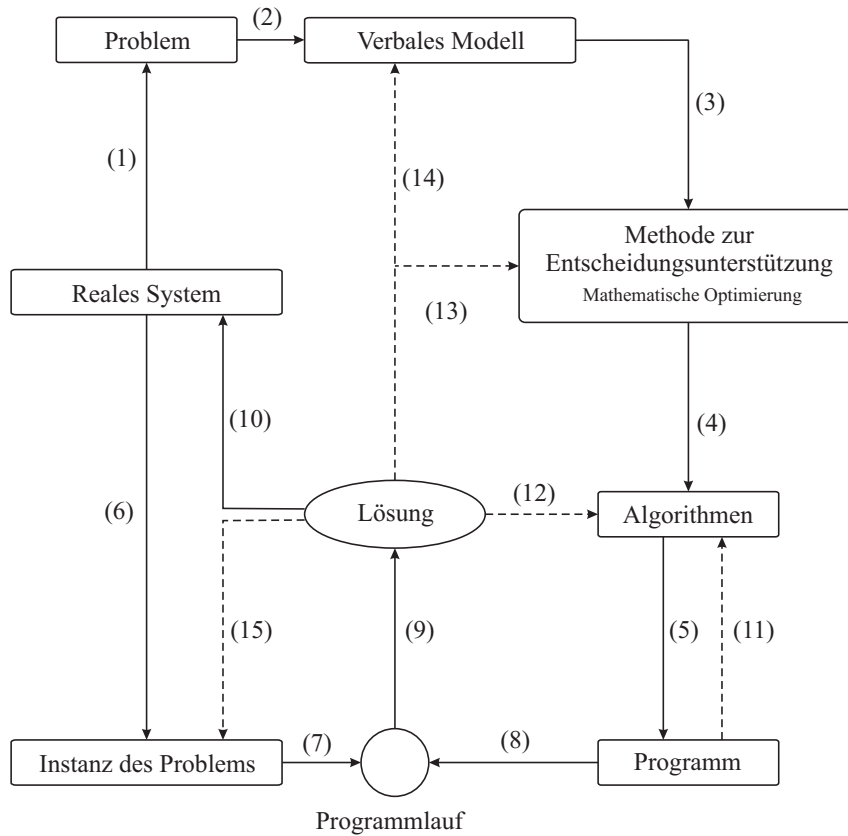
#### **3.2.1 Der Optimierungsprozess**

Der Optimierungsprozess erstreckt sich von der Problemformulierung über die Modellierung und Umsetzung der Lösungsmethoden bis zur Lösung der Planungsaufgabe. Beispielhaft seien hier die Arbeiten von Grünert und Irnich (2005) und Zimmermann (2005) genannt. Erläuterungen bezüglich des SCP begleiten die Beschreibung und vertiefen die für diese Arbeit besonders relevanten Schritte *Modellierung* und *Lösungsverfahren*. Beide Schritte werden detailliert jeweils in Kapitel 4 und 5 für die Teilprobleme Tourenplanung und Allokation wieder aufgegriffen.

Neben der eigentlichen Lösungsermittlung wird die Optimierung i.w.S. als ein Prozess verstanden, der folgendermaßen definiert werden kann (vgl. Abbildung 3.3 in Anlehnung an Grünert und Irnich (2005, S. 7) und Zimmermann (2005, S. 2)):

„... *Optimierung [ist] eine auf quantitativen mathematischen Modellen beruhende Technik zur Berechnung von Entscheidungsvorschlägen. Es handelt sich dabei um eine Methode, die von einem geschlossenen mathematischen Modell ausgeht und darauf aufbauend eine Lösung bestimmt.*“  
(Grünert und Irnich, 2005, S. 6)

Am Beginn des Optimierungsprozesses sieht sich der Planer mit einem realen System konfrontiert. Dieses besteht beim SCP aus einem Netzwerk aus Hubs, einer Flotte von Wechselcontainern bzw. Fahrzeugen und Paketen bzw. Aufträgen, die zwischen Kundenorten transportiert werden müssen. Dieses System muss in seinen relevanten Komponenten beschrieben werden, um das Problem greifbar und modellierbar zu machen (vgl. Kapitel 1.2 und Kapitel 2). In Abbildung 3.3 ist dieser Schritt durch Pfeil (1) dargestellt. Wenn das Problem herausgearbeitet wurde, finden die Strukturierung und die verbale Modellbeschreibung statt (2). Für das so formulierte Modell kann nun anhand der Struktur die geeignete Methode zur Formalisierung ausgewählt werden (3). In dieser Arbeit wähle ich die Beschreibung als *mathematisches Modell* durch eine Zielfunktion, Entscheidungsvariablen und Restriktionen. In Kapitel 3.2.2 gehe ich näher auf diesen Schritt ein.



**Abb. 3.3.** Prozessorientierte Sicht auf die Entscheidungsfindung

Nun gilt es, zur Bestimmung einer Lösung im Sinne des Optimierungsbegriffs, den passenden *Algorithmus*<sup>3</sup> auszuwählen (4). Da es sich in dieser Arbeit um wohlstrukturierte Probleme handelt (vgl. Seite 42), bieten sich die automatisierte, softwaregestützte Lösung an. Dazu müssen die Algorithmen als Computerprogramme implementiert werden (5). Alternativ können auch Standardsolver zum Einsatz kommen. Das sind meist kommerzielle Softwaresysteme, die auf generischen mathematischen Verfahren beruhen und ein vorzugebendes mathematisches Modell lösen. Handelt es sich um sehr komplexe Problemstellungen, so kann nicht immer die optimale Lösung ermittelt werden und der Optimierungsprozess bringt lediglich eine suboptimale, aber möglicherweise gute Lösung hervor. Kapitel 3.2.3 vertieft diesen Schritt.

<sup>3</sup> Für diese Arbeit seien folgende Definitionen maßgebend. 1) Strategien sind generelle Vorgehensweisen zur Lösungsfindung für eine große Klasse von Problemen. 2) Ansätze sind Lösungsideen, mit denen eine Strategie umgesetzt werden kann. 3) Methoden sind konkrete Lösungsideen oder Vorgehensweisen, die einen Ansatz näher spezifizieren. 4) Verfahren sind durch konkrete Lösungsvorschriften gekennzeichnete Abläufe, die eine bestimmte Lösungsmethode näher beschreiben. 5) Algorithmen sind genau definierte Lösungsvorschriften für eine sehr abgegrenzte Menge von Problemen. 6) Programme sind programmiersprachen-spezifische Ablaufpläne, d.h. die Umsetzung eines Algorithmus in einer bestimmten Programmiersprache.

Für die eigentliche Lösungsfindung im Rahmen des Programmlaufs ist noch die Bestimmung der konkreten Instanz des Problems notwendig. Diese wird mittels Datenbeschaffung (Aufbereitung und Analyse) erstellt (6) und ist eine Ausprägung des Systems zu einem bestimmten Zeitpunkt. Das weiter oben strukturierte Problem stellt somit eine abstrakte Problemstellung dar, die Instanz eine spezielle Situation. Für das Hub-Netzwerk, die Flotte von Wechselcontainern, Fahrzeuge und Pakete gehen in einer Instanz die genauen Ausprägungen dieser Elemente ein: Eine Flotte von acht Lkw steht zur Verfügung, um mit Hilfe von 50 leeren Wechselcontainern zwischen fünf Hubs mit gegebenen Distanzen jeweils zehn volle Wechselcontainer in sechs Perioden zu transportieren. Seien dies alle relevanten Daten, so kann das in Schritt (3) entwickelte mathematische Modell mit dem ausgewählten Lösungsverfahren bearbeitet werden.

Die Lösung der Instanz (7) mittels des entwickelten Programms (8) im Programmlauf führt zu einer gültigen Belegung der Entscheidungsvariablen des Modells (9). Im Transportmodell sind das die Zuordnungen der Quellen zu den Senken und die Anzahl der zu bewegenden leeren Wechselcontainer in einer bestimmten Periode. Die Interpretation der Lösung kann direkt zur Umsetzung im realen System führen (10) oder zumindest die Umsetzung durch den Planer unterstützen. Im Schaubild sind noch die gestrichelten Pfeile (11) bis (15) aufgeführt, die jeweils einen Feedback-Prozess darstellen, der zur Validierung und Verifikation der vorangegangenen Schritte dient.

### 3.2.2 Mathematische Modellierung als Entscheidungsunterstützungsmethode

Als für diese Arbeit relevante quantitative Methode bieten sich mathematische Modelle und darauf aufbauende Lösungsverfahren an (Grünert und Irnich, 2005, S. 8f.). Für das SCP wird die Formulierung mathematischer Modelle angestrebt, da

- es sich bei den Parametern des Problems um quantifizierbare Größen handelt,
- der Grad der Zielerreichung quantifizierbar ist,
- die erlaubten Zustände des Problems durch Gleichungen und Ungleichungen beschrieben werden können und
- die möglichen Aktionen durch Entscheidungsvariablen im Modell abbildbar sind.

Die Begriffswelt der Grundmodelle der Entscheidung ist folgendermaßen auf die mathematische Modellierung übertragbar. Einerseits stellen *Entscheidungsvariablen* die Freiheitsgrade des Planers dar. Sie bestimmen die *Aktionen*, die durchgeführt werden können. Eine Lösung des Modells ist die (möglichst) optimale Belegung der Entscheidungsvariablen mit konkreten Werten durch das Lösungsverfahren. Des Weiteren besteht ein Modell aus *Nebenbedingungen*, auch Restriktionen genannt. Sie beschränken den Lösungsraum auf die zulässigen Bereiche und vermeiden somit die unzulässige Belegung der Entscheidungsvariablen. Damit ist gewährleistet, dass lediglich gültige *Zustände* auftreten können. Als dritte Komponente ist die *Zielfunktion* zu nennen, die den *Nutzenwert* in Abhängigkeit von den

getroffenen Entscheidungen bestimmt. Der *Zufallseinfluss* kann über die *Daten* im Modell berücksichtigt werden.

Die Formulierung eines mathematischen Modells kann für das gleiche Problem hinsichtlich seiner Komponenten sehr verschieden ausfallen (Grünert und Irnich, 2005, S. 10). Es gilt die drei Modellkomponenten im Modellierungsprozess nach dem Prinzip der Sparsamkeit auszugestalten (Grünert und Irnich, 2005, S. 10). Das bedeutet im Einzelnen:

- **Prämisse Einfachheit:** Ein Modell sollte aus Gründen der Lesbarkeit und Lösbarkeit so einfach wie möglich gehalten werden. Die Entwicklung eines Modells für komplexe Zusammenhänge in der Realität kann sehr schnell groß und unübersichtlich werden. Jedes zu modellierende Detail, jede Variable und jede Nebenbedingung machen es dem Algorithmus schwerer eine möglichst gute oder sogar die optimale Lösung zu finden. Deshalb ist es anstrebenswert, lediglich die wirklich relevanten Aspekte der Realität, d.h. die Objekte und Beziehungen, über die Aussagen getroffen werden sollen, zu analysieren und zu modellieren.
- **Prämisse Detailliertheit:** Der Detaillierungsgrad sollte so hoch wie nötig sein, um alle relevanten Objekte und Beziehungen zu beschreiben. Dadurch kann die Optimierung im realen System optimale und durchführbare Entscheidungen vorschlagen. Es sollten weder mögliche Entscheidungen vernachlässigt werden, was zu sub-optimalen Lösungen führt, noch sollten unzulässige Entscheidungen erlaubt sein. Der Detaillierungsgrad hat auch einen starken Einfluss auf die Komplexität des Modells und kann somit negative Auswirkungen auf die Lösungsgeschwindigkeit haben.

Im Rahmen der mathematischen Modellierung lassen sich dynamische Modelle simultan und rekursiv formulieren (Powell et al., 1995b, S. 184f.).

### *Simultane Modellformulierung*

Die simultane Formulierung betrachtet alle Perioden gleichzeitig. Dieses generelle Unterscheidungskriterium lässt sich sehr gut an der Formulierung der Zielfunktion (3.1) mit dem Zielfunktionswert  $Z^s$  zeigen.

$$Z^s = \sum_{t \in T} c^T x_t \rightarrow \min! \quad (3.1)$$

Es sei ein Problem mit  $t = 1, \dots, T$  Perioden mit minimalen Kosten zu lösen. Der transponierte Kostenvektor bildet in jeder Periode  $t$  die gleichen Kosten für eine Entscheidung  $x_t$  ab. Die simultane Formulierung verlangt demnach die kostengünstigste Belegung von  $x_t$  für alle Perioden  $t$  gleichzeitig.

### *Rekursive Modellformulierung*

Im Gegensatz dazu nutzt die rekursive Modellformulierung das Konzept der Zustände und Zustandsübergänge. Sie ist damit dem vorgestellten dynamischen Grundmodell sehr ähnlich (vgl. Seite 45). Ein System kann sich danach in einer bestimmten Periode in verschiedenen Zuständen befinden. Einen bestimmten

Punkt in der zeitlichen Dekomposition des Problems nennt man Stufe. Zur Vereinfachung seien die Anzahl der Perioden gleich der Anzahl der Stufen. Zu treffende Entscheidungen überführen dieses System von einem Zustand  $z_t$  in einen Folgezustand  $z_{t+1}$ . Es ergeben sich die Formulierungen (3.2) und (3.3).

$$Z^r = c^T x_0 + Q_1(z_1) \rightarrow \min! \quad (3.2)$$

$$Q_t(z_t) = c^T x_t + Q_{t+1}(z_{t+1}) \quad \forall t \in T \quad (3.3)$$

Das Modell besagt, dass sich der Zielfunktionswert  $Z^r$  zusammensetzt aus den Kosten für Periode null plus den Kosten der Folgeperiode eins. Formulierung (3.3) fordert dies auch für alle weiteren Folgeperioden, womit  $Q$  den rekursiven Term darstellt.

Abhängig vom Problem, der Problemgröße und Lösungsstrategien entscheidet sich der Modellierer für eine dieser Formulierungen. Ist es möglich, das Problem durch ein mathematisches Modell wirklichkeitsgetreu abzubilden und ist ein adäquater Lösungsalgorithmus bekannt oder kann dieser entwickelt werden, so ist die Optimierung sinnvoll.

### 3.2.3 Grundlegendes zu Lösungsalgorithmen

Ist eine Entscheidung bezüglich des anzuwendenden Modells gefunden, beginnt die Suche nach geeigneten Algorithmen und deren Implementierung in ein Softwareprogramm. Prinzipiell kann dieser Vorgang zu zwei Ergebnissen führen (Grünert und Irnich, 2005, S. 11):

1. Ein Standardverfahren für das spezielle Problem ist bekannt und effizient oder
2. Das spezielle Problem bzw. die Größe der Instanz ist mit Standardverfahren nicht effizient lösbar, was zur Entwicklung einer eigenen Methode, meist einer Heuristik, führt.

Fall 1. hat den Vorteil, dass der Planer auf existierende Softwarelösungen (Solver) zurückgreifen oder gut erforschte generische Lösungsmethoden nachprogrammieren kann. Somit kann sich der Planer schwerpunktmäßig auf die Modellformulierung konzentrieren. Wenn sich nicht das gesamte Problem mit Solvern lösen lässt, so können in komplexen Problemen doch häufig Teilprobleme identifiziert werden. Für diese Fälle ist es sinnvoll, Solver als Programmmodule in die eigenentwickelte Softwarelösung einzubinden. Optimale Teillösungen führen zu belastbareren Aussagen und sollten daher nach Möglichkeit zur Anwendung kommen, um eine bestmögliche Entscheidung für das Gesamtproblem zu gewährleisten.

Diese Überlegungen sind für die vorliegende Arbeit von besonderer Relevanz. Das Spannungsfeld zwischen Problemkomplexität, Wahl der Algorithmen und Lösungsgüte wird im späteren Verlauf noch diskutiert. Es wird in dieser Arbeit gezeigt, dass die optimale Lösung eines Teilproblems nicht zwangsläufig zur optimalen Lösung des Gesamtproblems führen muss. Ein Grund dafür kann die Vernachlässigung von wichtigen Aspekten des Gesamtproblems sein.

Beispielhaft sei hier die Lösung des Allokationsproblems durch ein Transportmodell genannt. Dieses Modell betrachtet lediglich einen Teilaspekt des Gesamtproblems (Selektion der Quelle und der Periode) und vernachlässigt die Tourenplanung (Zuordnung Auftrag-Fahrzeug und Reihenfolgeplanung). Diese Entscheidungen entziehen sich dem taktischen Modell. Da die Tourenplanung auf den Ergebnissen der Allokation aufbaut, wird diese beeinflusst. Es entsteht dadurch in den meisten Fällen eine unvorteilhafte Konstellation von Allokations- und Transportaufträgen, die im Rahmen des Gesamtproblems nicht zum Optimum führt. Dies wird aber in Kauf genommen, um eine Komplexitätsreduktion herbeizuführen.

Es gibt zwei grundlegende Strategien, komplexe Probleme zu lösen: Teile-und-Herrsche und die iterative Verbesserung (Kirkpatrick et al., 1983). Erstere teilt das Problem in natürlich gegebene oder künstliche Teilprobleme beherrschbarer Größe. Die erhaltenen Lösungen müssen nun adäquat zu einer Gesamtlösung verbunden werden. Das iterative Vorgehen löst das Problem durch kleine Verbesserungsschritte und konvergiert im lokalen oder globalen Optimum. Beide Strategien sind durch zahlreiche Lösungsmethoden für Entscheidungsprobleme der Transportlogistik in der Literatur vertreten. In Kapitel 4 gebe ich einen Überblick bezüglich der Tourenplanung, in Kapitel 5 für die Transportplanung.

### 3.3 Die dynamische Entscheidungssituation

Die Dynamik stellt eine große Herausforderung an die Modellierung und Lösung von logistischen Problemen dar. Dynamik bedeutet, dass im Zeitverlauf sich wichtige Systemparameter eines Entscheidungsmodells ändern. Der dynamische Aspekt betrifft meist die Datenkomponente<sup>4</sup>, Veränderungen in den Modellkomponenten Zielfunktion, Entscheidungsvariablen und Nebenbedingungen sind darüber hinaus jedoch auch möglich. Diese Arbeit betrachtet sich ändernde Daten. Beispielhaft möchte ich auf die folgende Definition von Psaraftis (1995) verweisen, auf die sich die Mehrheit der Literaturquellen zur dynamischen Tourenplanung stützt.

*„One can notice that a common underlying feature of scenarios such as these is that the information that is needed to solve the related . . . problem (that is, the input to the problem) is not known in its entirety ahead of time. Rather, this input (or part thereof) is dynamically revealed as time goes by.“* (Psaraftis, 1995)

In Kapitel 3.3.1 gehe ich zuerst auf mögliche Ausprägungen der Datenkomponente ein. Danach wird in Kapitel 3.3.2 ein dynamisches Entscheidungsmodell formuliert. Charakteristische Eigenschaften von dynamischen Entscheidungsmodellen, insbesondere der Transport- und Tourenplanung sind Gegenstand von Kapitel 3.3.3. Den Einfluss der Daten auf mögliche Lösungsstrategien und -ansätze behandelt anschließend Kapitel 3.3.4.

---

<sup>4</sup> Häufig wird in der Literatur in diesem Kontext auch von Informationen gesprochen. Das sind um einen Kontext erweiterte bzw. zu Strukturen aggregierte Daten. Beide Begriffe werden vereinfachend in dieser Arbeit synonym verwendet.



### 3.3.1 Die Rolle der Daten in dynamischen Entscheidungssituationen

Die Datenkomponente lässt sich in zwei Dimensionen erfassen. In der zeitlichen Dimension stellt sich die Frage, wie und wann die Daten der Problemlösung zur Verfügung stehen. Die zweite Dimension betrifft die Qualität der Daten, d.h. mit welcher Genauigkeit liegen sie vor. Auf beide Dimensionen möchte ich nun näher eingehen.

#### *Dimension Zeit*

Es werden in der Literatur zwei grundlegende Typen von dynamischen Problemstellungen unterschieden (Bianchi, 2001; Larsen, 2001; Powell, 2003). Sie betreffen den Zeitpunkt, zu denen planungsrelevante Informationen bekannt werden.

1. *Vollständige Information:* Die Daten sind im Voraus bekannt und das Problem erstreckt sich über mehrere Perioden. Meist ist es aus Komplexitätsgründen nicht möglich, alle Perioden innerhalb eines Gesamtmodells zu betrachten. Dann erfolgen deren *zeitliche Dekomposition* und die wiederholte Anwendung eines einperiodigen Modells in jeder Periode mit der Besonderheit, dass die vorangegangene Entscheidung Auswirkungen auf den Folgezustand und somit auch auf die aktuelle Entscheidung hat.
2. *Unvollständige Information:* Die Datenlage ist anfangs unvollständig. Ist das Problem nicht von Natur aus bereits mehrperiodig, so zerfällt es durch das Bekanntwerden von weiteren Daten im Zeitverlauf in ein solches. Der Unterschied zum Problem mit vollständigen Informationen liegt damit in der Nicht-Existenz eines deterministischen Gesamtmodells. Sind für die noch nicht komplett vorliegenden Daten zumindest *Wahrscheinlichkeitsverteilungen* bekannt, so ist die Formulierung eines stochastischen Gesamtmodells möglich. Man spricht dann von Entscheidungen unter *Risiko*. Sind die Daten unsicher und sie können nicht vorhergesagt werden, so kann ex-ante keine Lösung für das Gesamtproblem ermittelt werden.

#### *Dimension Qualität*

Die Qualität von Daten drückt sich durch deren Genauigkeit bzw. Risikograd aus. Polychronopoulos (1992) und Psaraftis (1995) haben eine Taxonomie entwickelt, um dynamische Problemstellungen zu charakterisieren.

Daten können *deterministisch* oder *nicht-deterministisch* vorliegen. Diese grundsätzliche Unterscheidung ist in Abbildung 3.4 dargestellt. Qualitativ hochwertiger sind deterministische Daten, sie liegen ohne Risiko vor.

Deterministische Daten können nochmals unterschieden werden in statische und zeitabhängige Daten. *Statische Daten* sind vor und während der gesamten Planungsphase keinen Änderungen unterzogen. Beispielsweise werden sie am Vortag der Ausführung in die Planung eingespeist. Über Nacht wird eine Lösung berechnet und diese dann am nächsten Tag umgesetzt. Der Änderungsverlauf *zeit-abhängiger* Daten ist ex-ante bekannt. Dabei handelt es sich z.B. um Aggregationen aus historischen Daten, wie Fahrzeiten, die sich im Tagesverlauf ändern. Diese Änderung

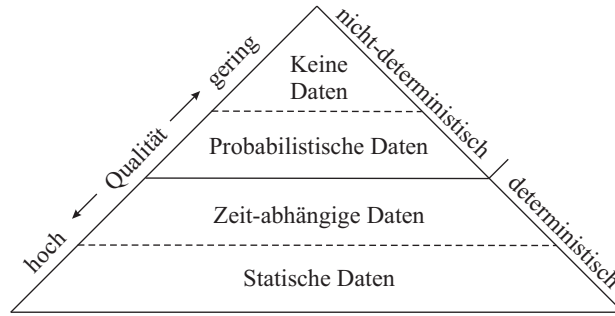


Abb. 3.4. Qualität der Daten als Determinante für dynamische Probleme

ist dem Planer allerdings bekannt, so dass Instanzen mit deterministischen Daten verfügbar sind.

Nicht-deterministische Daten sind mit einem Risikofaktor behaftet. Dieser drückt sich einerseits durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung aus, es handelt sich dabei um *probabilistische Daten* bzw. Entscheidungen bei Risiko. Andererseits ist es auch möglich, dass keine Daten vorliegen, was Entscheidungen bei Unsicherheit zur Folge hat. Die Verteilungen, die probabilistische Daten beschreiben, sind meist frühzeitig bekannt. Somit können entsprechende Modelle (z.B. Stochastische Programmierung) zur Anwendung kommen. Liegen keine Verteilungen vor, kann sich der Planer folgendermaßen verhalten:

1. *A-priori-Ansatz*: Entweder macht er Vorhersagen (vgl. beispielsweise Ballou (1992, S. 108)) und nutzt anschließend in Abhängigkeit von der Art der Vorhersage die deterministischen bzw. stochastischen Ansätze.
2. *Online-Ansatz*: Er bedient sich lediglich der bereits vorliegenden, deterministischen Daten und vernachlässigt vorerst die unbekannten Daten. In diesem Fall laufen Ausführungs- und Planungsphase parallel ab, da online Daten bekannt oder aktualisiert werden.

Die computergestützte Studie zum SCP untersucht das Problem bezüglich zwei verschiedener Qualitätsstufen. Im deterministischen Fall gehe ich von einer statischen Datenlage aus (Kapitel 6). Weiterhin untersuche ich eine nicht-deterministischen Datenlage, bei der Wahrscheinlichkeitsverteilungen verfügbar sind (Kapitel 7). In beiden Fällen werden A-priori-Ansätze verfolgt. Ich werde die beiden Problemtypen im Weiteren als *(dynamisch-)deterministisches SCP* und *(dynamisch-)stochastisches SCP* bezeichnen.

### 3.3.2 Ein dynamisches Entscheidungsmodell

Die Formalisierung des Grundmodells der Entscheidungsfindung bei Dynamik ist Gegenstand dieses Abschnitts. Dadurch wird es ermöglicht, ein Framework zur Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme zu entwickeln und davon Lösungsstrategien abzuleiten. Wie im dynamischen Grundmodell eingeführt, besteht ein dynamisches Entscheidungsproblem aus einer Sequenz von Zuständen  $z^t$  und Aktionen bzw. Entscheidungen  $d_t$  jeweils zu einem gegebenen Zeitpunkt  $t$ . Hinzu kommen exogene Faktoren  $w_t$ , auf die der Planer keinen Einfluss nehmen kann.

Der Zustand der nächsten Periode  $z_{t+1}$  hängt von den drei Vorbedingungen  $z_t$ ,  $d_t$  und  $w_t$  ab. Das Entscheidungsproblem ist in Anlehnung an Minkoff (1985) mathematisch folgendermaßen formuliert.

$$(Modell_{dyn}) \min_{d_t} E_{w_t} \left[ g(z_0, d_0, w_0, z_1, d_1, w_1, \dots) \right] \quad (3.4)$$

u.B.d.N.

$$z_{t+1} = f_t(z_t, d_t, w_t) \quad (3.5)$$

$$d_t = D_t(z_t) \quad (3.6)$$

Es erfolgt die Minimierung des Erwartungswertes der Zielfunktion  $g$  in (3.4). Diese hängt von den bis dahin erreichten Vorzuständen  $z_t$ , Entscheidungen  $d_t$  und exogenen Einflussfaktoren  $w_t$  ab. Die Einflussnahme des Entscheiders ist durch  $d_t$  gegeben, die Entscheidungen jeder Periode  $t$  zielen auf das Erreichen des Gesamtminimums ab. Der Planungshorizont kann unendlich sein.

Den Zusammenhang zwischen Entscheidung, Zustand und exogenen Einflussfaktoren bildet die Systembeschreibung in Gleichung (3.5) ab. Durch eine jeweils periodenweise Fortschreibung der Zustände wird die Entwicklung des Systems über den gesamten Planungshorizont beschrieben. Dieser erstreckt sich von der ersten zu planenden Periode bis zur für die Planung relevanten bzw. aus Komplexitätsgründen festgelegten, am weitesten in der Zukunft liegenden Periode.

Es ist leicht zu sehen, dass Entscheidung, Zustand und exogene Einflüsse in Periode  $t$  die Basis für weitere Entscheidungen in Periode  $t + 1$  darstellen. Somit handelt es sich um ein hierarchisches Entscheidungsproblem. Eine Entscheidung in Periode  $t$  ergibt sich aus der Entscheidungsfunktion  $D_t$  in Gleichung (3.6), die abhängig vom Zustand  $z_t$  ist. Diese Entscheidungsfunktion beinhaltet das Modell des Planers von der Realität und die gewählte Lösungsmethode.

In die Entscheidungsfunktion fließt problemspezifisches Wissen über das Entscheidungsproblem ein. Das beeinflusst direkt die Performanz der Zielfunktion  $g$ . Aus diesem Grund erfolgt die Minimierung des Erwartungswertes  $E$  unter Beachtung der Entscheidungen  $d$  in allen Zeitpunkten  $t$ . Datenqualität und zeitliche Verfügbarkeit wurden als Unterscheidungsmerkmal bereits erläutert. Sie determinieren die Systemzustände, die Länge der Perioden und die exogenen Faktoren, welche wiederum der Entscheidungsfunktion zugrunde liegen.

### 3.3.3 Charakteristische Unterscheidungsmerkmale von statischen und dynamischen Problemen

Weitere charakteristische Unterscheidungsmerkmale müssen nach Psaraftis (1988) bei der Modellierung von dynamischen Problemstellungen berücksichtigt werden. Viele dieser Eigenschaften treffen auf das SCP zu. Dessen Zugehörigkeit zur Klasse der dynamischen Probleme werden damit weiter geschärft und gleichzeitig in Bezug zu  $Modell_{dyn}$  gesetzt. Die folgende Liste geht auf neun charakteristische Unterscheidungsmerkmale näher ein.

- Eine explizite Berücksichtigung der *Zeit-Dimension* ist nicht nur durch die Zeitfenster gegeben. Dies spiegelt sich in der Systembeschreibung und der Entscheidungsfunktion wieder (Gleichungen 3.5 und 3.6). Der Systemzustand kann zu allen Zeitpunkten unterschiedlich sein und die Entscheidungen sind abhängig vom Systemzustand. Dieser Aspekt wurde bei den Erläuterungen zum dynamischen Grundmodell der Entscheidungsfindung bereits erläutert und auf das SCP bezogen.
- Im Gegensatz zu vorgegebenen Planungshorizonten im statischen Fall werden im dynamischen Fall meist *unendliche Planungshorizonte* unterstellt. Der Planungshorizont statischer Probleme umfasst genau eine Periode. Ein rollierender Planungshorizont wird bei einem neuen Ereignis oder in einem fest vorgegeben Intervall weiter verschoben. In der Zielfunktion kommt dieser Aspekt durch die Formulierung einer unendlichen Folge und der Verwendung von Erwartungswerten zum Ausdruck. Das SCP ist in dieser Studie vereinfachend auf einen endlichen Planungshorizont beschränkt. Damit stütze ich mich auf Erkenntnisse von (Crainic et al., 1993; Choong et al., 2003). Sie schlagen 10 bis 15 Perioden vor, um das Einschwingverhalten des dynamischen Systems zu gewährleisten.
- *Ereignisse in naher Zukunft* sind wichtiger als weiter entfernt liegende Ereignisse. Geht beispielsweise ein Tourenplan frühzeitig auf weit in der Zukunft liegende Ereignisse ein, so wird dieser mit großer Wahrscheinlichkeit durch eines der nächsten Ereignisse wieder suboptimal. Allerdings sollte man zukünftige Ereignisse nicht ganz außer Acht lassen, da bei deren frühzeitigen Einbeziehung Synergieeffekte durch Flexibilitätsaspekte erreicht werden können (Branke und Mattfeld, 2005; Angelelli et al., 2008). Für die Ausnutzung dieser Problemeigenschaft muss die Entscheidungsfunktion  $D_t$  adäquat ausgestaltet werden. Im SCP ist das taktische Modell für die Berücksichtigung zukünftiger Ereignisse (Aufträge) verantwortlich. Die Integration der taktischen Lösungen in die operationale Tourenplanung ist zentraler Gegenstand der Arbeit. Für den stochastischen Fall werde ich zeigen, dass die Wichtigkeit zukünftiger Daten mit der Anzahl berücksichtigter Perioden abnimmt (vgl. Kapitel 7.7).
- In einer unbekannten oder unendlichen *Anzahl von Perioden* sind aus der statischen Optimierung bekannte Zielfunktionen nur über den gesamten Zeitraum (alle oder sehr viele Stufen des Entscheidungsproblems, was in  $Modell_{dyn}$  über die Zielformulierung  $\min_{d_t}$  deutlich wird) sinnvoll. Die Minimierung der Gesamtdauer oder der zurückgelegten Distanz in einer Periode verlieren im rollierenden Zeithorizont ihre Aussagekraft bzw. können lediglich eine Hilfsgröße für das Gesamtproblem sein<sup>5</sup>. Lediglich im taktischen Transportmodell werden alle Perioden berücksichtigt. Durch die Integration der beiden Teilprobleme wird erreicht, dass das operationale Tourenplanungsmodell durch das Ausnutzen von Informationen aus der Lösung des Transportmodells geleitet wird.
- Wenn keine *Zeitfenster* definiert sind, können Aufträge z.B. wegen ihrer schlechten Lage auf unbestimmte Zeit herausgezögert werden. Aus diesem

<sup>5</sup> Hat man es mit unendlichen Planungszeiträumen zu tun, sind Optimalitätskriterien notwendig, die einen Diskont-Faktor enthalten, durchschnittliche Kosten pro Periode betrachten oder Erwartungswerte nutzen (Powell et al., 1995b, S.187)

Grund ist es notwendig, Strafterme, Zeitfenster oder Prioritäten in das Modell einzubeziehen. Diese beeinflussen maßgeblich die Entscheidungen. Durch die klare Zuordnung der Aufträge zu Perioden im SCP ist dieser Aspekt berücksichtigt. Allerdings sind in der Praxis weitere Zeitfenster anzutreffen, die vor allem im Rahmen der Arbeitslast innerhalb der Hubs (Sortierung, Beladung) von großer Wichtigkeit sind. Zur Vereinfachung werden solche Zeitfenster in dieser Arbeit nicht berücksichtigt.

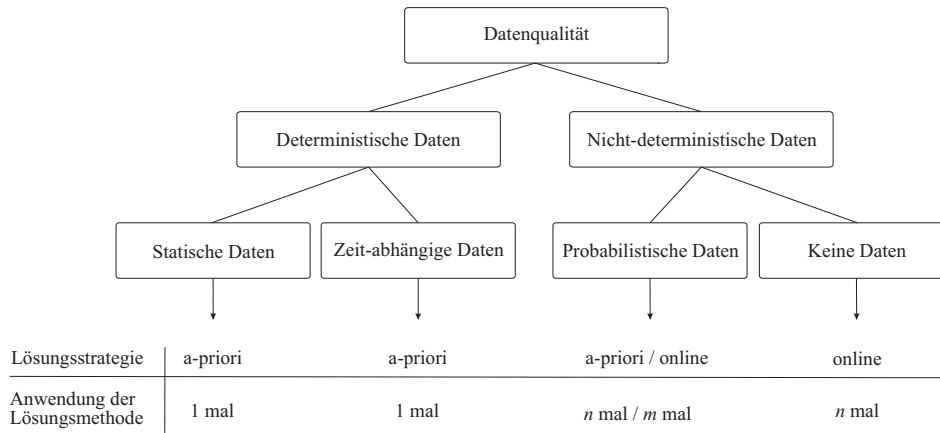
- Probleme tendieren eher zu *weichen Zeitfenstern*. Anstatt einen Kunden abzulehnen, erscheint es sinnvoller, die Zeitfenster zu verletzen. Im Zustand  $z_t$  eröffnen sie dem Planer über die Entscheidungsfunktion  $D_t$  gegenüber dem statischen Fall mehr Möglichkeiten bei den Entscheidungen. Im SCP besteht nicht die Möglichkeit, Kunden abzulehnen. Allerdings kann der Entscheider in der Praxis zwischen Zeitfensterverletzung und Zeiten mit höherer Arbeitslast variieren.
- Es wird eine *Informations-Update-Prozedur* für Zustände und Informationen benötigt. Zusammen mit den Entscheidungen bilden sie das System im Zeitverlauf ab und werden nach einer Funktion  $f_t$  fortgeschrieben (Gleichung 3.5). Dynamische Entscheidungsprobleme sind mehrstufige Entscheidungsprobleme bei denen auf jeder Stufe mehrere mögliche Zustände existieren. Ein Zustand im SCP sei beschrieben durch drei Wechselcontainer in Hub eins und einen Auftrag von Hub eins nach Hub zwei. In der nächsten Periode sind demzufolge noch zwei Wechselcontainer in Hub eins verfügbar. Die Fortschreibung von einem Zustand in den Folgezustand ist essentiell, wenn man dynamische Probleme betrachtet.
- Der Planer kann in mehrperiodigen Problemen die Flexibilität in seinen beplanten *Ressourcen* verlieren. Die Lösungen vorangegangener Perioden limitieren diese Ressource am Beginn des nächsten Planungszeitraums. Eine kurzfristige Aufstockung der Kapazität ist typischerweise nicht möglich. Sie bildet damit eine Vorgabe und vermindert die Möglichkeiten des Planers in seiner Entscheidung über  $D_t$ . Genau hier liegt eine Aufgabe bei der Lösung des SCP, die Allokation leerer Wechselcontainer. Eine nachträgliche Aufstockung der Ressource ist in dieser Arbeit nicht möglich; in der Praxis ist dies z.B. durch Leasing oder Kauf u.U. eine Option.
- Zur Gewährleistung von *Echtzeitanprüchen* werden neue Lösungskonzepte, schnelle Algorithmen und eine adäquate Hardwareausstattung benötigt. Der Hardware sind auch Systeme der Informationsversorgung zuzuordnen<sup>6</sup>. Lösungen in Echtzeit sind im SCP nicht notwendig, da die Perioden mit einem Tag relativ lang sind. Leistungsstarke Algorithmen spielen trotzdem eine Rolle, da für die computergestützte Studie sehr komplexe Modelle und zahlreiche Instanzen zu lösen sind.

### 3.3.4 Einfluss der Daten auf Lösungsstrategien

*Modell<sub>dyn</sub>* stellt aus den diskutierten Gründen eine große Herausforderung für die Anpassung bekannter und die Entwicklung neuer Lösungsstrategien dar. Die

<sup>6</sup> Zur Wichtigkeit von Informationssystemen in der Logistik vgl. Ballou (1992, S. 141ff.).

Datenqualität und die zeitliche Verfügbarkeit der Daten determinieren weitestgehend die anzuwendenden Strategien oder setzen zumindest die Rahmenbedingungen für diese. Abgeleitet von der zeitlichen Dimension der Datenkomponente sind mit A-priori- und Online-Strategien zwei grundlegend verschiedene Lösungsstrategien in den Literaturquellen zu finden. Abbildung 3.5 führt die identifizierten Dimensionen von Daten bezüglich anzuwendender Lösungsstrategie und Anwendung der Lösungsmethode zusammen.



**Abb. 3.5.** Einfluss der Informationsqualität auf Lösungsstrategien

Dabei bedeutet Anwendung der Lösungsmethode, wie oft sie während der Planung zum Einsatz kommt. Statische Informationen werden z.B. einmal dem Planungssystem zugeführt und dann a-priori die Lösung berechnet. Zeitabhängige Informationen werden zu einem bestimmten Zeitpunkt erhoben und dann wie statische Informationen behandelt. Sie können dann mehrfach Verwendung finden, da sie sich wiederholende Veränderungen im Zeitverlauf beschreiben. In statischen Problemen wird genau eine Periode berücksichtigt. Nach Abschluss der Planung wird diese umgesetzt. Bei dynamischen Problemen hingegen handelt es sich meist um Probleme mit in die Zukunft offenem Zeitstrahl (Psaraftis, 1988, 1995).

Liegen zeitabhängige Daten vor, sind die genauen Ausprägungen der entscheidungsrelevanten Attribute deterministisch und ändern sich über die Zeit nach einem bekannten Muster. Das Problem kann daher a-priori optimal gelöst werden. Eine Re-Optimierung ist nicht notwendig. Häufig steht dieser Vorgehensweise allerdings ein prohibitiv hoher Rechenaufwand entgegen. Dann muss das Problem zeitlich dekomponiert werden.

Trotz einer A-priori-Optimierung ist bei Problemen mit probabilistischen Daten nachträglich die Anpassung der erstellten Lösung notwendig, wenn die wahrscheinlichkeitsverteilte Variable einen konkreten Wert annimmt. Für jede der  $n$  Lösungen sind  $m$  Änderungen zu realisieren. Dabei kann  $m \geq 0$  sein, was keiner Änderung bis zu abzählbar vielen Änderungen entspricht. Ist wegen der Komplexität des Problems keine A-priori-Lösung möglich, zerfällt es durch zeitliche Dekomposition in kleinere Probleme, die sukzessive gelöst werden.

Die relevante Literatur bezeichnet Probleme, bei denen keine Daten vorliegen, in Analogie zu stochastischen Problemen als Echtzeit- oder Online-Probleme. Eine neue Lösung wird in  $n$  Zeitpunkten berechnet. Das kann jedes beim Eintreffen neuer Informationen oder zu bestimmten, vorher festgelegten Zeitpunkten geschehen.

Wie bereits in Kapitel 3.3.1 eingeführt, liegen die Daten im SCP einmal deterministisch, statisch und einmal nicht-deterministisch, probabilistisch vor. Aus Abbildung 3.5 geht hervor, dass im ersten Fall eine A-priori-Strategie verfolgt werden kann. Allerdings ist das aus Komplexitätsgründen für die Tourenplanung nicht möglich und eine zeitliche Dekomposition bezüglich der einzelnen Perioden ist notwendig. Die Lösungsmethode muss dann so oft ausgeführt werden, wie Perioden existieren. Die Allokation wird durch ein Gesamtmodell abgebildet und einmalig für alle Perioden ausgeführt. Kapitel 6 geht auf die Lösungsstrategie detailliert ein.

Die nicht-deterministisch, probabilistische Datenlage gilt lediglich für das Allokationsproblem, da das Tourenplanungsproblem jeweils für eine Periode berechnet wird. Bei geringen Problemgrößen ist auch in diesen Fall ein Gesamtmodell möglich. Da gezeigt werden kann, dass die Betrachtung vieler zukünftiger Perioden bei der Allokation kaum Vorteile bezüglich der Lösungsgüte bietet, beschränke ich das Modell auf wenige Perioden. Dazu verweise ich auf Kapitel 7.

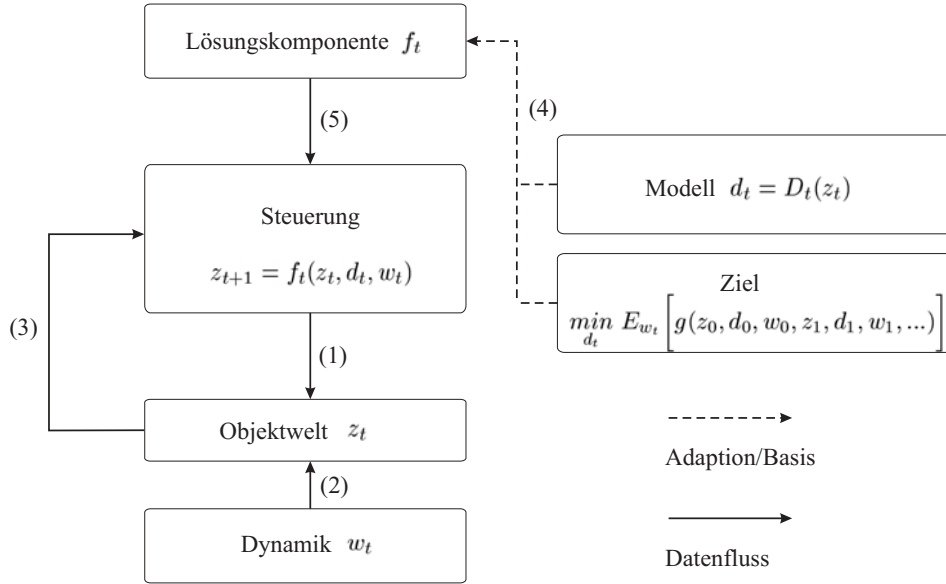
### 3.4 Ein Framework zur Lösung von dynamischen Entscheidungsproblemen

Das dynamische Entscheidungsmodell von Minkoff und die Diskussion der Erkenntnisse von Psaraftis haben gezeigt, dass dynamische Probleme andere Strukturen aufweisen als statische. Mögliche Lösungsstrategien fasst Abbildung 3.5 zusammen. Um die geschilderten A-priori- und Online-Strategien weiter beschreiben zu können, möchte ich in Kapitel 3.4 grundlegende Komponenten zur Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme aufzeigen, deren Beziehungen zueinander darstellen und daraus wesentliche Designmerkmale für Lösungsmethoden ableiten. Das Hauptaugenmerk liegt dabei auf der bereits angesprochenen probleminhärenten Diskrepanz zwischen dem langfristigen Ziel für das Gesamtproblem und dem kurzfristigen Ziel einer einzelnen Planungsperiode.

Ein generisches Framework für die Berücksichtigung der in *Modell<sub>dyn</sub>* vorgedachten Komponenten ist in Abbildung 3.6 dargestellt. Einzelne Aspekte des Problems und der Problemlösung, wie beispielsweise die Dynamik, die Objektwelt und das Lösungsverfahren, werden als Module betrachtet, die austauschbar sind und somit zu einer weitestgehenden Flexibilisierung führen.

#### 3.4.1 Abbildung der Dynamik und der Objektwelt über die Steuerungskomponente

In der Praxis können dynamische Einflüsse sehr vielfältig sein. Die Dynamik bei Transport- und Tourenplanungsproblemen im Rahmen des SCP beschränkt sich



**Abb. 3.6.** Framework zur Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme

auf die Anzahl der Aufträge und die Pickup- bzw. Delivery-Hubs eines Auftrags. Diese Einflüsse entsprechen nach *Modell<sub>dyn</sub>* den  $w_t$  und haben Auswirkungen auf die Objektwelt.

Die Steuerungskomponente entspricht der Informations-Update-Prozedur nach Psaraftis (1988) bzw. Gleichung (3.5) in *Modell<sub>dyn</sub>*. Sie schreibt den Systemzustand fort. Weiterhin gibt sie die Entscheidungen der Lösungskomponente an die Objektwelt weiter (Pfeil 1). Diese wird wiederum durch die Dynamik beeinflusst (Pfeil 2). Alle relevanten Daten gehen von der Objektwelt in die Steuerungskomponente ein (Pfeil 3), wodurch diese über die aktuellen Systemzustände informiert wird. Diese Beziehungen sind durch einen alle relevanten Aspekte umfassenden Datenfluss realisiert.

### 3.4.2 Modell und Zielsystem in verschiedenen Planungshorizonten

Das Modell bildet, abhängig vom unterstellten Planungshorizont, die relevanten Aspekte der Objektwelt ab. Als Ziel bezeichne ich das idealtypische, zum Gesamtoptimum im Sinne des Entscheiders führende Gesamtziel über den gesamten Planungshorizont. In *Modell<sub>dyn</sub>* war dies definiert durch die Minimierung der erwarteten Kosten über alle Zustände und Entscheidungen. Beiden bilden die Basis für das Lösungsverfahren, dargestellt über Pfeil 4.

Unterstellt man, dass der Entscheider über keine Entscheidungsfunktion  $D_t$  verfügt, die den gesamten Planungshorizont in seine Entscheidung mit einbeziehen kann, so gibt es einen Unterschied zwischen  $D_t$  und der Zielfunktion von *Modell<sub>dyn</sub>*. Ist dies der Fall, so ist  $D_t$  eine Hilfestellung, um das Gesamtziel gemäß *Modell<sub>dyn</sub>* auf ein operational plausibles und umsetzbares Teilziel (z.B. für eine Periode) herunterzubrechen. Im SCP werden dazu ein taktisches Gesamtmodell formuliert und operational taktische Informationen berücksichtigt. Dies wurde bereits in den Ausführungen zu Psaraftis' Eigenschaften von dynamischen Problemen



beschrieben. Die Aufgabe des Planers besteht darin, die idealen Entscheidungen im Sinne des Gesamtziels unter diesen Einschränkungen zu erreichen. Der Schlüssel hierzu ist eine intelligente Modellformulierung.

### 3.4.3 Lösungskomponente und Lösungsstrategien

Die Lösungskomponente ist ein Verfahren zur Lösung des durch das Modell beschriebenen Problems bzw. der sich durch die Datenlage ergebenden Instanzen innerhalb der Steuerungskomponente (Pfeil 5). Das Modell ist die Basis für ein Lösungsverfahren (Pfeil 4). Der Aspekt der nicht komplementären Ziele aus Modell und dem angestrebtem Gesamtziel kann über das Lösungsverfahren in die Entscheidungsfindung mit einfließen. Dies geschieht etwa durch die Anpassung des Modells im Sinne einer Ersatzzielfunktion, neuen Nebenbedingungen oder Entscheidungsvariablen für die Lösungsfindung. Auch heuristische Überlegungen, die in Lösungsverfahren einfließen, sind denkbar. Beide Möglichkeiten stellt das Framework über Pfeil 4 dar.

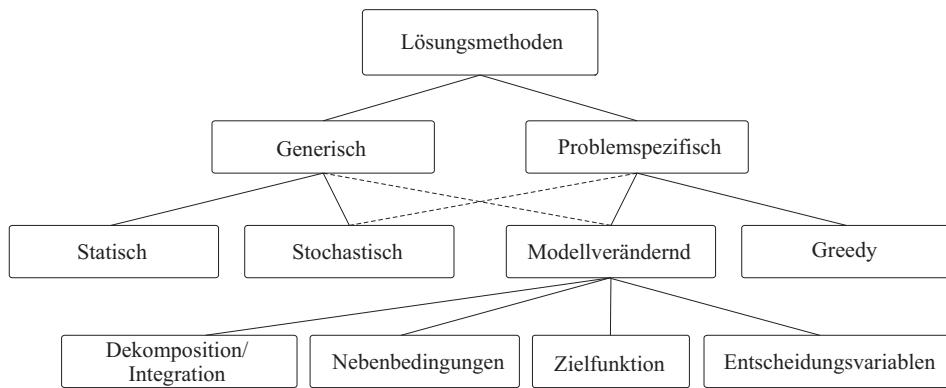
Das Klassifikationsschema der Literatur wird bezüglich der Erkenntnisse über nicht-komplementäre Zielsetzungen in Gesamt- und Teilproblem erweitert. Die typische Einteilung von Lösungsverfahren für dynamische Entscheidungsprobleme ist die in A-priori- und Online-Strategien:

- Die *A-priori-Strategie* bezieht vor der Umsetzungsphase in der Realität risikobehaftete Daten in Form von Wahrscheinlichkeitsverteilungen ein. Die sich daraus ergebenden Modelle sind sehr komplex und daher lediglich bedingt in der Praxis einsetzbar. Der Vorteil dieser Herangehensweise liegt in der Möglichkeit, die zukünftige Datenlage und damit Zustände bis zum Ende des Planungshorizonts einbeziehen zu können. Das Modell kann damit ein formuliertes Gesamtziel durch eine mehrperiodige Betrachtungsweise verfolgen und wird der Minkoff'schen Zielformulierung gerecht. Bei der Allokationsentscheidung verfolge ich diese Strategie.
- Die *Online-Strategie* verfolgt das Ziel, Teilprobleme mit einer sicheren Datengrundlage für praxisnahe Problemstellungen in akzeptabler Zeit zu lösen. Da die Entscheidungsfindung potenziell relevante Daten über zukünftige Einflüsse außer Acht lässt, kann die Lösungsqualität der A-priori-Strategie nicht erreicht werden. Einen bedeutenden Einfluss hat die Formulierung eines Ersatzmodells für zeitlich disaggregierte Teilprobleme. Die Reduktion der Komplexität geht mit der Abweichung von Minkoff's Gesamtziel einher und führt so in den meisten Fällen nicht zum Gesamtoptimum. Dafür können bewährte Verfahren aus der statischen Optimierung zum Einsatz kommen, da lediglich mit deterministischen Daten gerechnet wird.

Die Formulierung des *Ersatzmodells* motiviert dazu, das bisher zweigeteilte Klassifikationsschema zu erweitern. Ein Aspekt bei der Modellierung ist die Einbeziehung von problembezogenem Wissen in das Optimierungsmodell. Da bei dynamischen Entscheidungsproblemen die Datenbeschaffung ein zentrales Problem darstellt, sollten Methoden bezüglich der Nutzung dieser Informationen bewertet

und eingeteilt werden. Ein zweiter Aspekt ergibt sich aus den neueren Entwicklungen auf dem Gebiet der Algorithmen. Die grundlegenden Ideen gehen weit über die reine Adaption von statischen Algorithmen an dynamische Fragestellungen oder die Verwendung von Verteilungsfunktionen hinaus. Sie integrieren *Wissen über die Problemstruktur* in Modelle oder Verfahren und verbessern damit die Suche nach Lösungen. Ein *algorithmisch orientiertes Klassifikationsschema* grenzt problemspezifische Ansätze von A-priori- und Online-Strategien ab.

Die bisherige Einteilung in A-priori- und Online-Strategie wird in der Klasse der generischen Verfahren subsumiert. Darüber hinaus werden zwei neue Klassen eingeführt, die der modellverändernden und die der Greedy-Ansätze. Deren wichtigste Eigenschaft ist die Verwendung von problemspezifischem Wissen. Stochastische und modellverändernde Ansätze weisen zum Teil Eigenschaften der jeweils anderen Klasse auf. Dies ist in Abbildung 3.7 durch gestrichelte Zuordnungslinien dargestellt und wird im Folgenden genauer ausgeführt.



**Abb. 3.7.** Lösungsmethoden für dynamische Entscheidungsprobleme

### *Statische Lösungsmethoden*

Betrachtet man die den statischen Lösungsmethoden zugrunde liegenden Modelle, so fehlt meist die Integration von Wissen über die Dynamik des Problems. Das Problem wird dabei zeitlich zerlegt, ohne die dynamischen Aspekte ausreichend zu berücksichtigen. Wie oben konstatiert, ist dies jedoch grundlegend für das Verständnis und die Herangehensweise an dynamische Problemstellungen. Zugunsten der Allgemeingültigkeit des Modells wird auf die Modellierung der Dynamik verzichtet. Der Vorteil dieser Vorgehensweise ist die vergleichsweise gute Rechenbarkeit der Modelle mit bekannten Verfahren. Diese werden auf einem rollierenden Planungshorizont ereignis- oder zeitdiskret angewendet. Bei Änderung der Datenlage wird ein neuer Optimierungslauf gestartet.

*SCP:* Aus Komplexitätsgründen wird das Teilproblem der *Tourenplanung* im dynamisch-deterministischen und dynamisch-stochastischen SCP mit diesem Ansatz gelöst. Für die *Allokation* im dynamisch-deterministischen SCP ist die Formulierung eines Gesamtmodells möglich. Somit ist auch die A-priori-Optimierung

möglich und entsprechende Lösungsmethoden können im Bereich der statischen Optimierung gefunden werden.

#### *Stochastische Lösungsmethoden*

Bei stochastischen Modellen wird für nicht-deterministische Größen eine Wahrscheinlichkeitsverteilung angenommen. Die Informationen über die Verteilungen von stochastischen Größen sind abhängig vom jeweiligen Problem oder der Problemklasse. Vor allem die Konsequenzen für die Modellierung von Strafkosten können sehr unterschiedlich ausfallen. Diese treten auf, wenn die tatsächliche Realisierung einer stochastischen Größe nicht durch die ermittelte Lösung antizipiert wurde. Sich aus dieser Differenz ergebende Strafkosten, z.B. bei Unterdeckung einer zu liefernden Menge, müssen im stochastischen Modell bekannt sein<sup>7</sup>. Insofern müssen stochastische Lösungsmethoden zumindest teilweise als problemspezifische Ansätze klassifiziert werden. Dem Modell wird mehr Wissen über das Problem mitgegeben als im statischen Fall.

Das Framework der Stochastischen Programmierung an sich ist als generisch zu bezeichnen. Es kann auf wohlstrukturierte Probleme mit probabilistischen Daten angewendet werden. Die implizite Betrachtung der Wahrscheinlichkeiten führt jedoch bei entsprechender Umwandlung in sehr große mathematische Programme und deren Lösung mit Standard-Solvern ist lediglich für vergleichsweise kleine Instanzen möglich. Einen Ausweg bieten speziell für stochastische Probleme entwickelte Methoden, die Strukturen in stochastischen Programmen ausnutzen (Birge, 1997).

*SCP*: Eine für die Problemstellung des stochastischen Transportproblems ausgewählte Lösungsmethode werde ich in Kapitel 5.2 vorstellen. Sie kommt bei der Lösung des Teilproblems *Allokation* im Rahmen des dynamisch-stochastischen SCP zur Anwendung.

#### *Modellverändernde Lösungsmethoden*

Eine vielversprechende Herangehensweise an dynamische Problemstellungen ist die Verbindung der Vorteile beider zuletzt genannten Ansätze. Etablierte Verfahren mit vertretbaren Laufzeiten und die Einbindung von Wissen über Problemstrukturen sind die Eigenschaften einer zweiten Klasse von Lösungsmethoden. Sie unterteilt sich nochmals in greedy und modellverändernde Methoden.

Bei der Modellveränderung fließt Wissen über bekanntes Systemverhalten über die Parametrisierung des Modells ein. Das bedeutet eine Manipulation des ursprünglichen (deterministischen und/oder statischen) Modells durch Anpassung der drei Modellkomponenten Zielfunktion, Entscheidungsvariablen und Nebenbedingungen. Dieses auf Modellebene generische Vorgehen macht den Ansatz für verschiedene Ausprägungen eines Problems, aber höchstens für eine beschränkte Klasse von Problemen mit ähnlichen Modellstrukturen anwendbar. Auf diesem

<sup>7</sup> Diese Form der Modellierung werde ich in Kapitel 5.1 vorstellen. Es sei noch erwähnt, dass solche Strafkosten nicht in allen Modellen explizit berücksichtigt werden.

Weg kann auch die Formulierung eines Modells erfolgen, was dem über den gesamten Planungshorizont gesteckten Ziel möglichst nahe kommt.

Eine vierte Möglichkeit der Modellmanipulation ist dessen Dekomposition oder die Integration mehrerer Modelle, die ein Problem beschreiben. Nicht nur zeitlich dekomponierte Modelle können dabei helfen komplexe, dynamische Problemstellungen zu erfassen. Auch die Zerlegung eines Gesamtproblems in mehrere Teilprobleme dient der Komplexitätsreduktion. Durch dieses Vorgehen bietet sich u.a. die Möglichkeit, die entstehenden Teilprobleme mit unterschiedlichen Ansätzen zu lösen.

*SCP:* Das SCP besteht aus einem Transportproblem und einem Tourenplanungsproblem. Das Transportproblem ist in praxisrelevanten Größenordnungen mit exakten Verfahren lösbar, für das Tourenplanungsproblem werden hingegen aus Komplexitätsgründen Heuristiken benötigt. Die Idee der *(Wieder-)Integration* beider Modelle beruht auf der Annahme, dass ein Informationsaustausch zwischen beiden Lösungsverfahren zu einem Vorteil in Form von Synergien für das Gesamtproblem führt. Der Aspekt der Integration ist wiederum hochgradig von dem untersuchten Problem abhängig und Ansätze können in der Regel nicht generalisiert werden. Für das angesprochene SCP werde ich ausführlich Integrationsansätze in Kapitel 6 diskutieren.

#### *Greedy-Lösungsmethoden*

Neben der Modellierung der Stochastik und der Adaption von Modellen ist es vorstellbar, weiteres problemspezifisches Wissen in die Lösung des Problems einfließen zu lassen. Das Wissen bezieht sich auf vermutetes oder beobachtetes Systemverhalten. Dies geschieht durch Greedy-Ansätze. Es wird kein Modell zugrunde gelegt sondern Regeln und Prozeduren aufgrund von Erkenntnissen zu speziell diesem Problem intuitiv oder experimentell ermittelt. Ein Beispiel hierfür ist die Repositionierung eines freien Fahrzeugs im Zentrum der Service-Region, in der es Kundenaufträge bedienen soll. Von dieser Position aus ist die Strecke zu allen potenziellen Kunden im Durchschnitt am kürzesten. Sind dem Planer Gebiete bekannt, in denen besonders häufig Kunden auftreten, so wird er das Fahrzeug in deren Nähe platzieren. An diesem kleinen Beispiel wird bereits die starke Abhängigkeit der Lösungsmethode vom betrachteten Problem und sogar von der betrachteten Instanz deutlich. Dennoch sind sie eine Möglichkeit, für spezielle Problemstellungen Lösungen zu erreichen und dabei die diskutierte Lücke zwischen der Zielformulierung eines statischen Modells und dem Minkoff'schen Ziel zu schließen.

*SCP:* Greedy-Ansätze kommen bei der Lösung des SCP nicht zur Anwendung.

#### *Zusammenfassung der Lösungsmethoden*

*Statische Lösungsmethoden* vernachlässigen den Unterschied zwischen dem Ziel von  $\text{Modell}_{dyn}$  und der Zielfunktion des statischen Modells. Sie behandeln das dynamische Problem als statisches durch periodenweise Planung. Das Teilproblem der Tourenplanung im dynamisch-deterministischen und dynamisch-stochastischen

SCP wird mit diesem Ansatz gelöst. Die Allokation im dynamisch-deterministischen SCP ist als Gesamtmodell formulierbar und nutzt daher Methoden aus der statischen Optimierung ohne suboptimale Ergebnisse zu erzielen.

Das Framework der *Stochastischen Programmierung* löst  $Modell_{dyn}$ , indem Wahrscheinlichkeitsverteilungen für zum Zeitpunkt der Lösungsfindung risikobehaftete Größen verwendet werden. Können solche Verteilungen nicht ermittelt werden, sind stochastische Lösungsverfahren nicht anwendbar. Das Teilproblem Allokation im Rahmen des dynamisch-stochastischen SCP wird durch eine Methode der Stochastischen Programmierung gelöst.

*Modellverändernde Lösungsmethoden* sind einerseits geprägt von einer Generik für eine Klasse von Problemen. Andererseits benötigen sie aber problemspezifisches Wissen, um die Modellanpassung hinsichtlich des Unterschieds zwischen der Zielfunktion von  $Modell_{dyn}$  und der Zielfunktion des statischen Modells umsetzen zu können. Die in dieser Arbeit verfolgte Modellintegration ist dieser Klasse von Lösungsmethoden zuzuordnen.

*Greedy-Lösungsmethoden* versuchen durch heuristische Überlegungen Modellanpassungen direkt im Lösungsverfahren zu implementieren. Dies erfolgt meist durch einfache Regeln, die in bestimmten Planungssituationen zur Anwendung kommen. Greedy-Lösungsmethoden werden in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet.



## Planungsebenen





## Tourenplanung

Die Tourenplanung beschäftigt sich mit dem Sammeln und Verteilen von Gütern (Arnold et al., 2008, S. 144ff.). Über die Planung von Güterflussmengen, beispielsweise in einem Verbraucher-Erzeuger-Netzwerk zwischen Anbietern und Nachfragern hinaus, stehen dem Planer zwei Freiheitsgrade zur Verfügung. Zwei wesentliche Entscheidungsaufgaben, die das Tourenplanungsproblem ausmachen, bestehen in der

1. *Reihenfolgeplanung*: Eine bestimmte Anzahl von Kunden gilt es miteinander zu verbinden. Der dabei entstehende Weg wird als Route bezeichnet, soweit die Reihenfolge betont werden soll. Ist lediglich die Angabe der Menge von Kunden ohne eine Reihenfolge gegeben, sprechen wir von einer Tour. Ein Tourenplanungsproblem, das ausschließlich die Reihenfolgeplanung erfordert, wird Traveling Salesman Problem (TSP) genannt.
2. *Zuordnungsentscheidung von zu besuchenden Orten zu Fahrzeugen*: In zahlreichen Problemtypen der Tourenplanung stehen mehrere Fahrzeuge zur Verfügung. Welches Fahrzeug welchen Kunden besucht, kommt somit als Freiheitsgrad hinzu. Die zusätzliche Problemdimension führt zu einer neuen Problemstruktur und erfordert daher angepasste Lösungsansätze. Ein Tourenplanungsproblem, das einer Reihenfolge- und einer Zuordnungsentscheidung bedarf, ist das Vehicle Routing Problem (VRP). Es wird auch als Grund- oder Standardproblem der Tourenplanung bezeichnet. Die Menge aller Touren wird Tourenplan genannt.

Über diese beiden grundsätzlichen Tourenplanungsprobleme hinaus führen weitere in der Praxis auftretende Problemeigenschaften zu Abwandlungen der Grundprobleme. Diese verallgemeinerten Probleme und deren Modellierung sind Gegenstand von Kapitel 4.1. Einen Überblick zu Lösungsansätzen und ihrer Anwendbarkeit auf die verschiedenen Problemarten bietet Kapitel 4.2.

Die Menge der unterschiedlichen Tourenplanungsprobleme lässt sich in die Kategorien statisch oder dynamisch bzw. deterministisch oder stochastisch einteilen. Eine Inputdaten-bezogene Einteilung treffen Ghiani et al. (2003), Richter (2005, S. 66) und Powell et al. (1995b, S. 142f.). Für sie ist ein Problem dynamisch, wenn ein oder mehrere Parameter eine Funktion der Zeit sind. Allerdings gibt es auch Literaturquellen, die bei der Tourenplanung die planungszeitpunkt-bezogene Unterscheidung als eine weitere Möglichkeit der Einteilung aufgreifen (Psaraftis, 1988;

Lund et al., 1996; Larsen, 2001; Ichoua et al., 2003; Lackner, 2003; Fleischmann und Gietz, 2008). Unabhängig von den Planungsdaten werden Tourenplanungsprobleme, bei denen lediglich ein Planungslauf stattfindet, als statisch bezeichnet. Lediglich Probleme, bei denen Planungsläufe in Echtzeit (Online) und damit parallel zur Tourenausführung stattfinden, gehören zur Klasse dynamischer Tourenplanungsprobleme.

Diese Arbeit orientiert sich an ersterem Klassifikationsschema. Die Planungssituation und damit die Datenlage stellt meiner Meinung nach die wichtigste Eigenschaft dar, ein Problem zu klassifizieren. Wie letztendlich der Algorithmus gewählt wird, um dieses Problem zu lösen, ist eine andere Fragestellung. Aus diesem Grund unterscheiden Powell et al. (1995b, S. 143) neben *dynamischen Problemen* weiter in

- *Dynamische Modelle: Das Zusammenspiel von Aktivitäten* wird explizit betrachtet. Zwei Fälle von Modellen werden durch diese Autoren unterschieden, dynamisch-deterministische und stochastische. Letztere untergliedern sich wiederum in statisch-stochastische und dynamisch-stochastische Modelle.
- *Dynamische Anwendungen: Sobald neue Daten bekannt werdend*, startet der Lösungsalgorithmus. Hierbei handelt es sich um *Online-Ansätze*, bei denen das Laufzeitverhalten von besonderer Wichtigkeit ist.

Durch die eingabedaten-bezogene Einteilung der Probleme ist die Konsistenz innerhalb der Problem- und Modellformulierung in dieser Arbeit gewährleistet. Darüber hinaus ist diese Einteilung bei anderen Problemen des Operations Research, z.B. der Produktionsplanung, gebräuchlich (Muckstadt und Roundy, 1993).

Besonderes Augenmerk auf die dynamische Situation legt Kapitel 4.3. Vor allem in den letzten zehn Jahren wendete sich das Interesse vieler Wissenschaftler auf diese Art von Tourenplanungsproblem. Wie bereits im Grundlagenkapitel bezüglich dynamischer Entscheidungsprobleme (Kapitel 3.3) und deren Lösung (Kapitel 3.4) diskutiert, reicht es meist nicht aus, die statischen Modelle auf die dynamische Situation zu übertragen. Vielmehr sind im Rahmen der Tourenplanung zahlreiche Strategien und spezialisierte Algorithmen entwickelt worden, um Problemen dieser Klasse adäquat zu begegnen. Die prinzipiellen Herangehensweisen zur Lösung von dynamischen Problemen aus Kapitel 3.4 werden in Kapitel 4.3 über die Modellierung bzw. Kapitel 4.4 über Lösungsverfahren weiter und tourenplanungsspezifisch vertieft.

## 4.1 Statische Modelle

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit statischen Tourenplanungsproblemen sowie deren Ausprägungen, Modellierungsmöglichkeiten und Lösungsansätzen. Neben Vertretern aus der Wissenschaft sind es vor allem Problemstellungen aus der Wirtschaft, die zu zahlreichen Beiträgen über die Tourenplanung geführt haben (Menger, 1932; Dantzig et al., 1954; Dantzig und Ramser, 1959; Lawler et al., 1985). Genauso vielfältig wie die Problemstellungen sind die Modellformulierungen für Tourenplanungsprobleme.

Die Literatur zu statischen Tourenplanungsproblemen untersucht zahlreiche Beispiele aus der Praxis. Unter Anderen stehen naheliegende Problemstellungen wie das Flottenmanagement, die Auslieferungs- und Einsammelplanung von Paketdienstleistern aber auch die Einsatzplanung von Rettungsdienstfahrzeugen im Fokus. In diesen Anwendungsdomänen tritt das TSP oder das VRP zumindest als ein Teilproblem auf. Nicht so naheliegende Problemstellungen sind beispielsweise die Planung der Bestückung von Platinen (Chan und Mercier, 1989) oder die risikomaximierende Gestaltung eines Dartboards (Eiselt und Laporte, 1991). Eine zusammenfassende Darstellung zu diesen und anderen Problemen bietet Schmitting (1999) in seiner Dissertation.

Aufbauend auf die beiden vorgestellten Entscheidungen bei Tourenplanungsproblemen möchte ich zuerst die Vielfalt dieses Problems in einer Klassifikation darstellen. Aus dem Klassifikationsschema kann das für die weitere Arbeit maßgebliche Tourenplanungsproblem identifiziert und anschließend detailliert vorgestellt und modelliert werden.

#### 4.1.1 Morphologie von Tourenplanungsproblemen

Das Traveling Salesman Problem (TSP) und das Vehicle Routing Problem (VRP) wurden bereits vorgestellt. Ausgehend davon sind in der Literatur zahlreiche verwandte Problemstellungen eingeführt worden. Nach einer Definition beider Grundprobleme präsentiere ich jeweils ein mathematisches Modell. Ein in der Literatur der letzten Jahre vielfach diskutiertes Tourenplanungsproblem, das Pickup and Delivery Problem (PDP), wird anschließend eingeführt (Parragh et al., 2008a,b). Wichtige Eigenschaften weiterer verwandter Tourenplanungsprobleme werden anschließend diskutiert und in einem Klassifikationsschema dargestellt.

#### Das Traveling Salesman Problem

Das TSP ist das älteste und am meisten beforschte Tourenplanungsproblem. Erstmals findet es in der Literatur im Jahr 1882 Erwähnung. B.F. Voigt beschreibt es in seinem Buch „Der Handlungsreisende, wie er sein soll und was er zu thun hat, um Aufträge zu erhalten und eines glücklichen Erfolgs in seinen Geschäften sicher zu sein.“. Erst in den 1930er Jahren präsentiert Menger (1932) das Problem auf einer wissenschaftlichen Konferenz, bevor es 1954 durch Dantzig et al. (1954) endgültig in der wissenschaftlichen Gemeinschaft als wichtiges und grundlegendes Problem des Operations Research Beachtung findet. Es ist wie folgt definiert:

*„Finde die kürzeste geschlossene Reiseroute über  $|N|$  Orte. Die Distanzen zwischen den Orten sind bekannt. Jeder Ort muss genau einmal aufgesucht werden. Anschließend wird zum Ausgangsort zurückgekehrt.“* (Feige und Klaus, 2008, S. 345)

Wie in der Einleitung zu diesem Kapitel bereits erwähnt, ist im Rahmen des TSP lediglich eine Reihenfolgeentscheidung zu treffen. Es tritt demzufolge im Grundproblem der Tourenplanung, dem VRP, als Teilproblem auf. Obwohl es in den meisten Fällen nicht direkt in der Praxis wiedergefunden wird, beschäftigen

sich eine unüberschaubare Menge an Beiträgen mit diesem einfach definierten, einfach zu modellierenden, aber schwer zu lösenden Problem.

Karp (1972) stellt eine Liste von 21 Problemen zusammen, für die er nachweisen kann, dass sie in polynomialer Zeit nicht lösbar sind. Dieser Liste gehört das TSP an. Es gibt demzufolge keinen Algorithmus, der dieses kombinatorische Optimierungsproblem mit einem mit der Problemgröße polynomial wachsenden Zeitaufwand löst. Im Fall des TSP rührt die Problemgröße maßgeblich von der Anzahl der zu besuchenden Orte her. Dabei spielt die Forderung, einen einzigen geschlossenen Zyklus zu erhalten, eine maßgebliche Rolle. Das Verbot der Kurzzyklen, die vorzeitige Rückkehr des Handelsreisenden an seinen Ursprungsort, führt mit einer zunehmender Anzahl von Orten zu sehr vielen Nebenbedingungen, die diese Kurzzyklen ausschließen. Trotz der Einordnung in die  $\mathcal{NP}$ -harten Probleme, können heute sehr große Instanzen gelöst werden. Dies ist vor allem auf Fortschritte im algorithmischen Bereich zurückzuführen (Little et al., 1963; Held und Karp, 1970; Applegate et al., 2003; Gatech, 2008).

Eine mögliche Modellformulierung, der das Zuordnungsproblem zugrundeliegt, beschreibt  $Modell_{TSP}$ . Sie basiert auf einem Graphen  $\mathcal{G}$  mit Knoten  $i, j \in N$  und Kanten  $E$ . Die Notation umfasst eine binäre Entscheidungsvariable  $x_{ij}$ , die den Wert eins annimmt, wenn die Kante zwischen Knoten  $i$  und Knoten  $j$  besucht wird (4.5). Hierin besteht auch die Verwandtschaft zum Zuordnungsproblem — entweder es gibt eine Zuordnung zweier Knoten zueinander oder nicht. Des Weiteren sind die Kanten des Graphen mit Kosten  $c_{ij}$  bewertet.

$$(Modell_{TSP}) \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min! \quad (4.1)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \quad (4.2)$$

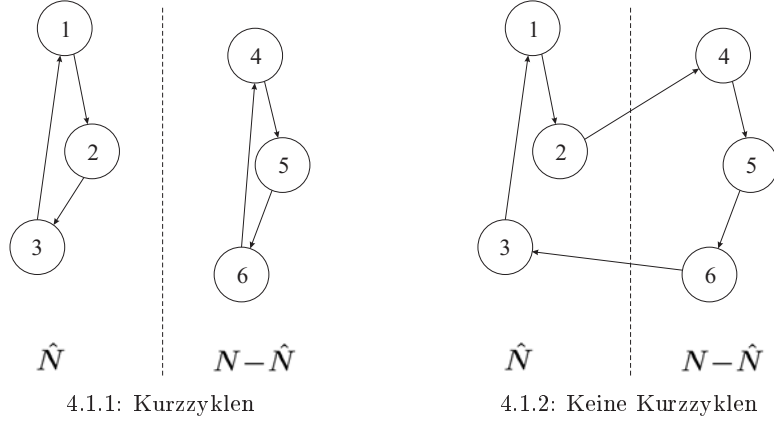
$$\sum_{i \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in N \quad (4.3)$$

$$\sum_{i \in \hat{N}} \sum_{j \in N - \hat{N}} x_{ij} \geq 1 \quad \forall \hat{N} \subset N, 2 \leq |\hat{N}| \leq \frac{|N|}{2} \quad (4.4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N \quad (4.5)$$

Das Ziel ist die kostenminimale Besuchsreihenfolge für die Knoten des Graphen zu ermitteln (4.1). Die Nebenbedingungen (4.2) und (4.3) sorgen dafür, dass jeder Knoten  $i$  genau einmal verlassen und jeder Knoten  $j$  genau einmal angefahren wird. Der Verhinderung von Kurzzyklen dient Nebenbedingung (4.4). Diese Formulierung nach Dantzig et al. (1954) bzw. Domschke (1997, S. 106) benötigt die Definition der Menge  $\hat{N}$ , einer Teilmenge der Menge aller Knoten  $N$ . Weiterhin gehört ein Knoten im Netzwerk entweder der Menge  $N - \hat{N}$  oder der Menge  $\hat{N}$  an. Für alle Zusammensetzungen der Mengen wird sicher gestellt, dass mindestens eine Verbindung zwischen den beiden Mengen besteht. Eine mögliche Zusammensetzung der Mengen ist in Abbildung 4.1 dargestellt.

Beispiel eins in Abbildung 4.1.1 zeigt eine Lösung des Zuordnungsproblems, die keine gültige TSP-Tour darstellt. Nach Nebenbedingung (4.4) erfolgt unter



**Abb. 4.1.** Vermeidung von Kurzzyklen über die Zerlegung der Knotenmenge

anderem der Aufbau der Mengen  $N$  und  $\hat{N}$  mit den Knoten 1, 2, 3 bzw. 4, 5, 6. Folglich ist die Forderung nach einer Verbindung zwischen diesen Mengen Genüge getan. Im Gegensatz dazu ist eine gültige Lösung mit den gleichen Mengen in Abbildung 4.1.2 dargestellt. Auch alle anderen möglichen Zusammenstellungen der Mengen mit  $2 \leq |\hat{N}| \leq \frac{|N|}{2}$  würde diese Nebenbedingung erfüllen. Kurz gesagt, existieren zwei disjunkte Mengen von Knoten, zwischen denen nicht mindestens eine Kante besucht wird, so entsteht keine gültige Rundreise nach der Definition des TSP. Weitere Formulierungen für die Zyklus-Nebenbedingungen (Domschke, 1997, S. 105ff.) und das TSP (Bellmore und Nemhauser, 1968) sind möglich.

### Das Vehicle Routing Problem

Das Standardproblem der Tourenplanung ist wie folgt definiert:

*„Von einem Depot ausgehend sind  $n$  Kunden zu beliefern. Der Bedarf jedes einzelnen Kunden ist bekannt und liegt innerhalb der Ladekapazität eines Fahrzeugs. Die Distanzen zwischen den Standorten des Depots und der Kunden sind bekannt. Verteile die Kundenbedarfe unter Einhaltung der Ladekapazität der Fahrzeuge auf Touren und finde für die Touren solche Routen vom Depot über die den Touren zugewiesenen Kundenorte und zurück zum Depot, dass die Gesamtfahrstrecke minimal wird.“* (Feige und Klaus, 2008, S. 393)

$\text{Modell}_{VRP}$  entscheidet über die Befahrung der Strecke zwischen zwei Knoten  $i$  und  $j$  durch ein bestimmtes Fahrzeug  $k \in K$ . Diese Entscheidung ist codiert durch die binäre Variable  $x_{ij}^k$  (4.14). Die Modellformulierung in Anlehnung an Laporte (1992) und Ohrt (2008, S. 15) lautet folgendermaßen:

$$(\text{Modell}_{VRP}) \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ij}^k \rightarrow \min! \quad (4.6)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N} x_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in N \setminus \{0\} \quad (4.7)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0j}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.8)$$

$$\sum_{i \in N} x_{i0}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.9)$$

$$\sum_{i \in N} x_{ih}^k - \sum_{j \in N} x_{hj}^k = 0 \quad \forall h \in N \setminus \{0\}; k \in K \quad (4.10)$$

$$\sum_{i \in N} l_i \sum_{j \in N} x_{ij}^k \leq Q \quad \forall k \in K \quad (4.11)$$

$$d_{ik} + t_{ij} - d_{jk} \leq (1 - x_{ij}^k)(\hat{d} + t_{ij}) \quad \forall i, j \in N; k \in K \quad (4.12)$$

$$d_i \geq 0 \quad \forall i \in N; k \in K \quad (4.13)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N; k \in K \quad (4.14)$$

Das Ziel ist analog zum TSP die Minimierung der gesamten gefahrenen Distanz (4.6). Alle Knoten außer dem Depot-Knoten müssen genau einem Fahrzeug zugeordnet werden (4.7). Weiterhin wird gefordert, dass jedes Fahrzeug den Depot-Knoten genau einmal verlässt und anfährt (4.8 und 4.9). Weiterhin müssen alle Knoten besucht werden (4.10). Die Fahrzeugkapazität  $Q$  der homogenen Fahrzeugflotte soll nicht überschritten werden (4.11). Falls eine Kante ab Knoten  $i$  befahren wird, dann muss der aktuelle Ladezustand  $l_i$  kleiner oder gleich der maximalen Fahrzeugkapazität  $Q$  sein.

Nebenbedingung (4.12) schließt Kurzzyklen durch die Abbildung eines zeitlichen Ablaufs aus. Dies hat weiterhin den Vorteil, dass das Modell relativ einfach auf Zeitfenster erweiterbar ist. Wenn eine Wegstrecke zwischen  $i$  und  $j$  befahren wird, dann entspricht die Ankunftszeit in  $j$  gerade der Abfahrtszeit in  $i$  zuzüglich der Fahrzeit  $t_{ij}$ . Durch die Einbindung der vorgegebenen Gesamtfahrzeit  $\hat{d}$ , die ähnlich einer Big- $\mathbf{M}$  Notation wirkt<sup>1</sup>, wird der in (4.15) dargestellte mathematische Ausdruck linearisiert. Dadurch erfolgt die zeitliche Fortschreibung, falls das Fahrzeug tatsächlich unterwegs ist. Kurzzyklen, die nicht am Depot beginnen oder enden, können nicht entstehen.

$$x_{ij}^k = 1 \Rightarrow d_{ik} + t_{ij} \leq d_{jk} \quad \forall i, j \in N; k \in K \quad (4.15)$$

Für das VRP existieren weitere Formulierungsmöglichkeiten, die für bestimmte Lösungsverfahren von Vorteil sind. Dazu zählt beispielsweise ein Zugang, in dem die Entscheidungsvariable lediglich zwei Indizes enthält und somit die Zuordnungsentscheidung über eine Graphentransformation codiert werden muss (Laporte et al., 1985; Laporte, 1992; Domschke, 1997; Lu und Dessouky, 2004). Weitere Modellierungsansätze nutzen Set-Partitioning- bzw. Set-Covering-Formulierungen, bei denen Routen generiert werden, aus denen dann die bestmögliche Zusammenstellung gesucht wird (Balinski und Quandt, 1964; Desrosiers et al., 1984; Desrosiers et al., 1988; Agarwal et al., 1989; Kelly und Xu, 1999; Ribeiro und Soumis, 1994). Eine Übersicht zu Modellen für das Standardtoursplanungsproblem liefern Laporte (1992) und Toth (2001).

<sup>1</sup>  $\mathbf{M}$  ist eine sehr große Zahl in der Kostenmatrix, die durch die damit assoziierten Kosten die Belegung der zugehörigen Entscheidungsvariable verhindert. Die Methode wird beispielsweise angewendet, um nicht gewollte oder unzulässige Lösungen zu verhindern.

## Das Pickup and Delivery Problem

Das PDP besitzt zusätzlich zum VRP noch Vorrang-Nebenbedingungen. Ein Auftrag besteht in dieser speziellen Klasse von Tourenplanungsproblemen aus jeweils zwei Orten. Am Pickup-Ort wird die Ware aufgenommen, am Delivery-Ort abgeliefert. Es besteht die Forderung, dass der Pickup-Ort vor dem Delivery-Ort angefahren werden muss, um den Transport der Ware sicherzustellen.

Eine effiziente Modellformulierung bieten Ropke et al. (2007), für weitere verweise ich auf Dumas et al. (1991); Ruland und Rodin (1997); Irnich (2000); Renaud et al. (2000); Lu und Dessouky (2004); Cordeau et al. (2008); Gribkovskaia und Laporte (2008); Parragh et al. (2008a,b). Ropke et al. (2007) teilen die Knoten im Netzwerk in Pickup-Knoten  $P = \{1, \dots, n\}$  und Delivery-Knoten  $D = \{n+1, \dots, 2n\}$  ein. Weiterhin sei der zum Pickup-Knoten  $i$  gehörige Delivery-Knoten  $i+n$ . Zu beachten ist, dass an einem Delivery-Knoten Kapazität freigesetzt wird und darum das Vorzeichen für die Kapazitätsnachfrage bei Pickup- und Delivery-Knoten unterschiedlich ist ( $q_{n+i} = -q_i \quad \forall i \in P; q_i \geq 0$ ). Das Depot befindet sich in Knoten 0 bzw. Knoten  $2n+1$ . Beide Knoten können sich auch an der gleichen Position befinden. Mit wenigen Änderungen<sup>2</sup> kommt man zu folgendem Modell:

$$(Modell_{PDP}) \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min! \quad (4.16)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{i \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \quad (4.17)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in N \quad (4.18)$$

$$d_j \geq (d_i + t_{ij})x_{ij} \quad \forall i, j \in N \quad (4.19)$$

$$l_j \geq (l_i + q_j)x_{ij} \quad \forall i, j \in N \quad (4.20)$$

$$e_i \leq d_i \leq f_i \quad \forall i \in N \quad (4.21)$$

$$\max\{0, q_i\} \leq l_i \leq \min\{Q, Q + q_i\} \quad \forall i \in N \quad (4.22)$$

$$\sum_{i, j \in V} x_{ij} \leq |V| - 2 \quad \forall V \in \mathcal{V} \quad (4.23)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N \quad (4.24)$$

Wie bei den Modellen zuvor, gilt es in  $Modell_{PDP}$  die Wegkosten zu minimieren (4.16). Auch der einmalige Besuch eines Knotens ist über (4.17) und (4.18) ähnlich den Nebenbedingungen des TSP modelliert. Die Beachtung der Zeit stellt Nebenbedingung (4.19) sicher. Falls eine betreffende Kante  $(i, j)$  befahren wird, addiert sich die Abfahrtszeit  $d_i$  an einem Knoten  $i$  mit der Fahrzeit  $t_{ij}$  von  $i$  nach  $j$  zur Ankunftszeit  $d_j$  in Knoten  $j$ . Die entsprechende Entscheidungsvariable sei

---

<sup>2</sup> Die Bediendauer stellt in dieser Arbeit keinen Parameter dar und wurde aus Gründen der Übersichtlichkeit weggelassen. Des Weiteren wurden Variablen und Parameter umbenannt, um eine weitestgehend einheitliche Darstellung dieser über die Modelle hinweg zu gewährleisten.

$x_{ij}$ . Analog verhält es sich mit der Ladung  $l_i$  und der Kapazitätsnachfrage eines Auftrages  $q_j$  (4.20).

Die Einhaltung der Zeitfenster  $[e_i, f_i]$  stellt Nebenbedingung (4.21) sicher. Die Bedienung an Knoten  $i$  erfolgt zum Zeitpunkt  $d_i$  zwischen dem frühest und spätest möglichen Termin  $e_i$  bzw.  $f_i$ . Zusammen mit Nebenbedingung (4.19) stellt Nebenbedingung (4.21) sicher, dass die Forderung nach Vermeidung von Kurzzyklen erfüllt wird.

Analog verhält es sich mit der Einhaltung der Fahrzeugkapazität der homogenen Fahrzeugflotte (4.22). Die Ladung  $l_i$ , die sich in Knoten  $i$  auf dem Fahrzeug befindet, ist größer als das Maximum aus 0 und der Kapazitätsnachfrage des Auftrags an diesem Knoten  $q_i$ . Es befindet sich demnach mindestens kein oder ein Auftrag auf dem Fahrzeug. Die obere Grenze stellt das Minimum aus der Fahrzeugkapazität  $Q$  und der Ladung am Knoten  $i$  vor der Abfahrt zuzüglich dessen Kapazität dar. Zwei Fälle sind zu unterscheiden:

1. Knoten  $i$  ist ein Pickup-Knoten: Vereinbarungsgemäß ist  $q_i$  im Pickup-Knoten negativ. Vor Aufnahme der Ladung darf die Ladungsgröße höchstens der Kapazität abzüglich der Ladung des Auftrags entsprechen ( $Q + q_i$ ), da am Pickup-Knoten  $q_i$  Einheiten dazukommen und die maximale Kapazität  $Q$  nicht überschritten werden darf. Der Minimum-Operator realisiert die Nebenbedingung  $l_i \leq Q + q_i$ .
2. Knoten  $i$  ist ein Delivery-Knoten: Das Befahren eines Delivery-Knotens verringert die Ladungsgröße um die entsprechende Auftragsgröße  $q_i$ . Die Kapazität des Fahrzeugs  $Q$  darf vor dem Eintreffen in  $i$  demnach komplett ausgeschöpft sein. Der Maximum-Operator realisiert die Nebenbedingung  $l_i \leq Q$ .

Für die Einhaltung der Vorrang-Nebenbedingung ist die Definition weiterer Mengen notwendig (4.23).  $V$  sei eine Teilmenge von  $N$  und  $\mathcal{V}$  deren Komplement. Die Menge  $\overline{\mathcal{V}}$  enthalte weiterhin alle Teilmengen  $V$  mit dem Startdepot-Knoten in  $V$  und dem Zieldepot-Knoten in  $\hat{V}$  ( $0 \in V; 2n + 1 \in \hat{V}$ ). Mindestens ein Pickup-Knoten  $i$  soll nicht in  $V$  sein, der dazugehörige Delivery-Knoten  $n + i$  befindet sich in  $V$ .

Um die Wirkungsweise der Nebenbedingung (4.23) am Beispiel zu demonstrieren, möchte ich sie auf eine gültige und eine ungültige Route anwenden. Angenommen, es gibt zwei Aufträge mit den zugehörigen Knoten (1,3) und (2,4). Ein gültiger Pfad führt vom Start-Depot aus und besucht die Knoten in dieser Reihenfolge:  $\{0, 1, 2, 4, 3\}$ . Gemäß Vereinbarung gehört die Menge  $V = \{0, 2, 3, 4\}$  zu  $\mathcal{V}$ . Eingesetzt in (4.23) ergibt sich  $\sum_{i,j \in V} x_{ij} = x_{2,4} + x_{4,3} = 2 \leq |V| - 2$ , was auf die Erfüllung der Vorrang-Beziehung für dieses  $V$  hinweist. Selbiges gilt auch für alle weiteren  $V \in \mathcal{V}$  und alle gültigen Routen (Ruland und Rodin, 1997; Ropke und Pisinger, 2006). Nun sei  $\{0, 3, 2, 4, 1\}$  eine ungültige Route.  $V = \{0, 2, 3, 4\}$  und damit gilt auch weiterhin  $|V| = 4$ . Die linke Seite der Ungleichung enthält die Entscheidungsvariablen  $x_{03} + x_{32} + x_{24} = 3$  und (4.23) ist verletzt, da  $3 \leq 2$  resultiert.

Diese drei Grundprobleme der Tourenplanung (TSP, VRP und PDP) sind in den wenigsten Fällen direkt auf ein in der Realität vorgefundenes Problem an-



wendbar. Dennoch bieten sie wichtige Einblicke in die Struktur von Modellen der Tourenplanung und helfen bei der Entwicklung von Verfahren, die dann auf stärker beschränkte Probleme anwendbar sind. Meist sind zusätzliche Nebenbedingungen, zur Erweiterungen dieser Modelle notwendig. Auf einige solcher Nebenbedingungen geht der nächste Abschnitt ein. Die Literatur diskutiert Tourenplanungsprobleme mit sehr vielen Restriktionen unter dem Namen „Rich Vehicle Routing Problems“ (Goel und Gruhn, 2005; Hartl et al., 2006) oder „General Vehicle Routing Problems“ (Goel und Gruhn, 2007).

### Klassifikationsschema für Tourenplanungsprobleme

Es sind zahlreiche Kriterien denkbar, bezüglich der sich Tourenplanungsprobleme voneinander unterscheiden. Sehr ausführliche Übersichten zu solchen Kriterien bieten beispielsweise Bodin und Golden (1981); Assad (1988); Desrochers et al. (1990); Stumpf (1998); Richter (2005) und Arnold et al. (2008, S. 145) an. Bevor ich die für diese Arbeit relevanten Kriterien näher erläutere, erfolgt in diesem Abschnitt eine Zusammenstellung in Anlehnung an die genannten Autoren. Ohne Anspruch auf Vollständigkeit stellen diese Kriterien die wichtigsten Unterscheidungskriterien für Tourenplanungsprobleme dar.

- *Aufträge:* Diese Kategorie enthält zahlreiche Kriterien, die ein Tourenplanungsproblem determinieren. Fragestellungen sind beispielsweise: Wo befinden sich die Aufträge, auf den Kanten, auf den Knoten oder auf beiden Komponenten des Netzwerks? Um welche Art von Aufträgen handelt es sich: Einsammeln, Ausliefern oder beides? Gibt es zeitliche Beschränkungen, frei wählbare Zeiten, Intervalle, weiche oder harte Zeitfenster? Wie groß sind die Aufträge (Teil- oder Komplettladung), sind sie teilbar, handelt es sich um Güter oder Personen, gibt es Reihenfolgebeschränkungen, müssen alle Aufträge durchgeführt werden und sind sie einmalig oder periodisch? Von besonderer Wichtigkeit und bereits in Kapitel 3.3.1 diskutiert ist die Frage nach der Datenqualität. Statische oder dynamische bzw. deterministische oder stochastische Daten über die Aufträge nehmen starken Einfluss auf die Modellierung und Lösung der entsprechenden Probleme.
- *Fuhrpark:* Im Gegensatz zu den Aufträgen ist der Fuhrpark eine Kategorie, die weitestgehend vom Planer direkt oder zumindest Entscheidungen aus eigenem Hause vorgegeben sind. Jedoch ist dieser in bestimmten Situationen anpassbar. Dabei müssen unter anderem folgende Fragestellungen beantwortet werden. Wie groß ist der Fahrzeugpark? Welche Zusammensetzung hat er, heterogen oder homogen? Wo befinden sich die Standorte meiner Fahrzeuge, in einem Depot, in mehreren Depots oder sind sie im Netzwerk frei positionierbar? Nicht zuletzt spielen meist durch Wartung oder Fahrereinsatz bedingte Zeitrestriktionen eine Rolle.
- *Netzwerk:* Das der Planung zugrunde liegende Netzwerk mag in der Realität durch die Definition eines Einzugsgebiets oder einfach durch die Lage der Aufträge bestimmt sein. Bei der Integration in das Modell als Distanzmatrix muss einerseits die Art des Graphen bestimmt werden (ungerichtet, gerichtet) und

andererseits die Umsetzung des Straßennetzes als reale Entfernungen oder euklidische Distanzen. Letzteres Kriterium hat einen Einfluss auf die Qualität der Lösung, wenn diese auch sehr stark von der jeweiligen Instanz abhängig ist. Zu Fragestellungen bezüglich Netzwerken und Entfernungsdaten sei auf Vahrenkamp und Mattfeld (2008) verwiesen. Wenn Entfernungen und Fahrzeiten nicht proportional sind, stellt sich bei Tourenplanungsproblemen noch die Frage, ob die Fahrzeiten konstant, tageszeitabhängig oder dynamisch sind. Hier sei z.B. auf Ichoua et al. (2003); Haghani und Jung (2005); Ehmke und Meisel (2008); Hashimoto et al. (2008) verwiesen.

- *Touren:* Sind Aufträge, Fuhrpark und das Netzwerk gegeben, so ist es im Allgemeinen das Ziel der Tourenplanung, distanzminimale Touren zu generieren (für weitere Ziele siehe weiter unten). Auch bezüglich der Touren sind Beschränkungen denkbar, die an den Planer herangetragen werden. So stellen sich die Fragen: Sollen die Fahrzeuge am Ende der Tour zum Depot zurückkehren oder nicht (geschlossen, offen)? Gibt es Beschränkungen bezüglich der Tourdauer, -länge oder -anzahl bzw. Lenk- und Ruhezeiten? Sind Restriktionen die Fahrer betreffend zu berücksichtigen? Handelt es sich um täglich verschiedene Touren oder Standardtours im Sinne einer Linienplanung? Bei letzterem Kriterium ist es unter Umständen angebracht, robuste Touren zu bilden. Diese können im Rahmen der operativen Steuerung eine gute Grundlage für Anpassungen bilden.
- *Zielsetzung:* Je nach Planungssituation und betriebswirtschaftlichen Gegebenheiten sind unterschiedliche Ziele für die Tourenplanung denkbar. So erscheint es sinnvoll, bei sehr hohen Fixkosten die Anzahl der einzusetzenden Fahrzeuge zu minimieren und die Tourlänge lediglich als untergeordnetes Ziel zu betrachten. Diese Überlegung hängt natürlich stark von der Kostenstruktur des jeweiligen Unternehmens ab. Im Vordergrund der Betrachtungen einiger Autoren steht auch die Maximierung des Services für die Kunden. Dieses Ziel fordert z.B. Psaraftis (1988) im Rahmen der dynamischen Tourenplanung. Hierbei kann es beispielsweise möglich sein, Kundenaufträge wegen einer ungünstigen Position im Netzwerk sehr lange in die Zukunft zu verschieben. Die Einführung weicher Zeitfenster mit entsprechender Bestrafung ihrer Verletzung ist eine mögliche Herangehensweise.
- *Planungshorizont:* Auch aus dem Bereich der dynamischen Tourenplanung kommend, stellt sich die Frage nach dem betrachteten Planungshorizont. Bei statischen Problemen handelt es sich immer um eine einperiodige Planung. Auch wenn der Betrieb nach dieser Periode noch weiter existiert, werden durch das Ergebnis der Planung hervorgerufene Auswirkungen nicht mit einbezogen. Anders verhält es sich bei der dynamischen Tourenplanung. Mehrere aufeinander folgende Planungsperioden oder sogar ein unendlicher Planungshorizont führen zu der Frage, ob einmalig oder rollierend geplant wird bzw. ob zukünftige Perioden antizipiert werden.

Die wichtigsten Kriterien und die entsprechenden Variation von TSP, VRP und PDP stellt Tabelle 4.1 vor. Für diese Arbeit sind Variationen der drei Grundprobleme bezüglich der Anzahl der Depots, Fahrzeuge und der Berücksichtigung

von Kapazitäten sowie Vorrangbeziehungen relevant. Besonders hervorzuheben ist das General Pickup and Delivery Problem (GPDP). Anhand der Kriterien ist die Zurückführung des SCP auf das GPDP leicht möglich. Eine Flotte von Fahrzeugen transportiert Güter (im SCP Wechselcontainer) in einem Netzwerk, wobei die Fahrzeuge unterschiedliche Start- und Zieldepots entstammen können. Die Kapazität der Fahrzeuge ist homogen auf zwei Einheiten beschränkt. Ein Auftrag entspricht der Verbringung eines Wechselcontainers von einem Pickup-Ort zu einem Delivery-Ort für die Vorrangbeziehungen bestehen. Das Modell des GPDP diskutiere ich daher im Folgenden detailliert und passe es wo notwendig auf die Anforderungen des SCP an.

**Tabelle 4.1.** Morphologie von Tourenplanungsproblemen

Kriterium	Tourenplanungsproblem							
	TSP	MTSP	TSPPD	VRP	MDVRP	PDP	GPDP	SCP
Depot								
eins	+	-	+	+	-	+	-	-
mehrere	-	+	-	-	+	-	+	+
Fahrzeuge								
eins	+	-	+	-	-	-	-	-
mehrere	-	+	-	+	+	+	+	+
Kapazitäten								
ohne	-	-	+	-	-	-	-	-
mit	-	-	-	+	+	+	+	+
Vorrang-NB								
ohne	-	+	-	+	+	-	-	-
mit	-	-	+	-	-	+	+	+

#### 4.1.2 Das General Pickup and Delivery Problem

Die Routing-Komponente des SCP stellt ein verallgemeinertes Pickup and Delivery Problem dar. In diesem Kapitel möchte ich ein Modell für dieses Problem herleiten. Aufbauend auf die Modellierung von Savelsbergh und Sol (1995) werden noch Anpassungen vorgenommen, um alle Problemcharakteristika abzubilden. Die Modellformulierung geht aus den Arbeiten von Huth und Mattfeld (2008b) und Huth und Mattfeld (2009) hervor.

Savelsbergh und Sol (1995) bieten mit diesem Modell die Möglichkeit vielen Eigenschaften praktischer Tourenplanungsprobleme zu begegnen. So besteht z.B. die Möglichkeit, Fahrzeugen verschiedenen Start- und Zieldepots zuzuweisen. Weiterhin können Aufträge modelliert werden, die ein Delivery aber verschiedene Pickup-Orte (und andersherum) besitzen. Das Modell ist in der Lage, in eine Echtzeit-Planung eingebunden zu werden und damit dynamisch-deterministische

sowie dynamisch-stochastische Probleme zu adressieren (vgl. Kapitel 4.3.3. Die Formulierung des Teilproblems Tourenplanung im SCP als GPDP ist demnach naheliegend.<sup>3</sup>

Ein Transportauftrag  $a$  aus der Menge aller Transportaufträge  $TR$  besteht aus einem Pickup-Knoten  $r_a^+$  und einem Delivery-Knoten  $r_a^-$ . Sie seien in den Mengen  $R^+$  und  $R^-$  enthalten, die sich nach (4.25) und (4.26) zusammensetzen.

$$R^+ := \bigcup_{a \in TR} \{r_a^+\} \quad (4.25)$$

$$R^- := \bigcup_{a \in TR} \{r_a^-\}. \quad (4.26)$$

Alle Auftragsknoten befinden sich in der Menge  $R$  mit  $R = R^+ \cup R^-$  und  $R \subseteq N$ . Die Fahrzeuge  $k$  aus der Menge aller Fahrzeuge  $K$  haben einen Startdepot-Knoten  $k^+$  und einen Zieldepot-Knoten  $k^-$ . Daraus ergeben sich die Mengen der Depotknoten  $D^+$  (4.27) und  $D^-$  (4.28).

$$D^+ := \{k^+ | k \in K\} \quad (4.27)$$

$$D^- := \{k^- | k \in K\} \quad (4.28)$$

Jeder Knoten in  $N$  kann als Depotknoten dienen ( $D = D^+ \cup D^-$  und  $D \subseteq N$ ).

### Multi-Digraph Repräsentation

Ropke et al. (2007) haben die Einhaltung der Vorrang-Bedingung über die Konstruktion der Mengen  $V$ ,  $\mathcal{V}$  und die Formulierung von Nebenbedingung (4.23) realisiert. Eine weitere Möglichkeit ist die Konstruktion eines Multi-Digraphen. Die Grundidee ist hierbei, nur solche Kanten zuzulassen, die gültige Tourenpläne bilden können. Drei Kantenmengen sind für die Konstruktion des Multi-Digraphen notwendig:

- $E^k$  sei die Menge gültiger Kanten einer Route von Fahrzeug  $k$ : Ein Fahrzeug kann seine Tour lediglich von seinem Startdepot aus beginnen. Aus diesem Grund ist es notwendig, die Menge aller Kanten  $E$  fahrzeugspezifisch einzuschränken.
- $O(i, k)$  sei die Menge gültiger ausgehender Kanten von einem Knoten  $i$ : Alle Knoten  $j$  bilden eine Kante mit dem Knoten  $i$ , so dass  $(i, j) \in E^k$ . Verkürzt schreibe ich im Weiteren  $O(i)$ .
- $I(j)$  sei die Menge gültiger eingehender Kanten in den Knoten  $j$ : Analog bildet sich diese Menge aus den Knoten  $i$  und  $j$ , so dass  $(i, j) \in E^k$ . Verkürzt schreibe ich im Weiteren  $I(j)$ .

<sup>3</sup> Durch Manipulation der Distanzmatrizen ist ein PDP ebenfalls in ein GPDP überführbar. Verschiedenen Depots können analog zur Vorgehensweise von Domschke (1997, S. 162f.) für TSP- und MTSP-Modelle integriert werden. Weiterhin erfordern Aufträge mit gleichen physischen Knoten Kopien dieser Knoten mit entsprechenden Einträgen in der Distanzmatrix (Grünert und Sebastian, 2000; Huth und Mattfeld, 2007, 2008b).

Der nächste Schritt ist der Ermittlung aller möglichen Kanten gewidmet, von deren Knoten aus Fahrzeuge starten bzw. in deren Knoten Fahrzeuge einfahren dürfen. Neben den Startdepot- und Zieldepot-Knoten von Fahrzeugen betrifft dies Kanten zwischen Pickup- und Delivery-Knoten des gleichen Auftrags. Die folgende Liste konstruiert die genannten Kantenmengen, die anhand der Distanzmatrix in Tabelle 4.2 für die ausgehenden Kanten und in Tabelle 4.3 für eingehende Kanten veranschaulicht werden.

**Tabelle 4.2.** Distanzmatrix  $c_{ij}$  und gültige, aus einem Knoten  $i$  ausgehende Kanten basierend auf der Multi-Digraph Formulierung

Knoten $i \rightarrow$	$d_{k1+}$	$d_{k1-}$	$d_{k2+}$	$d_{k2-}$	1+	1-	2+	2-
$d_{k1+}$		$O(k^+)$			$O(k^+)$		$O(k^+)$	
$d_{k1-}$								
$d_{k2+}$				$O(k^+)$	$O(k^+)$		$O(k^+)$	
$d_{k2-}$								
1+						$O(r_a^+)$	$O(r_a^+)$	$O(r_a^+)$
1-		$O(r_a^-)$		$O(r_a^-)$			$O(r_a^-)$	$O(r_a^-)$
2+					$O(r_a^+)$	$O(r_a^+)$		$O(r_a^+)$
2-		$O(r_a^-)$		$O(r_a^-)$	$O(r_a^-)$	$O(r_a^-)$		

Zu lesen ist sie so, dass aus einem Knoten  $i$  heraus (Richtung waagerechter Pfeil), die Knoten im Kopf der Distanzmatrix erreicht werden können. Beispielsweise können von  $d_{k1+}$  in der ersten Zeile die Knoten  $d_{k1-}$ , 1+ und 2+ erreicht werden. Tabelle 4.3 ist dementsprechend entlang des senkrechten Pfeils zu lesen. So gehen in Knoten  $d_{k1-}$  aus der ersten Spalte die Kanten aus den Knoten  $d_{k1+}$ , 1- und 2- hinein.

**Tabelle 4.3.** Distanzmatrix  $c_{ij}$  und gültige, in einen Knoten  $j$  hineingehende Kanten basierend auf der Multi-Digraph Formulierung

Knoten $i \downarrow$	$d_{k1+}$	$d_{k1-}$	$d_{k2+}$	$d_{k2-}$	1+	1-	2+	2-
$d_{k1+}$		$I(k^-)$			$I(r_a^+)$		$I(r_a^+)$	
$d_{k1-}$								
$d_{k2+}$				$I(k^-)$	$I(r_a^+)$		$I(r_a^+)$	
$d_{k2-}$								
1+						$I(r_a^-)$	$I(r_a^+)$	$I(r_a^-)$
1-		$I(k^-)$		$I(k^-)$			$I(r_a^+)$	$I(r_a^-)$
2+					$I(r_a^+)$	$I(r_a^-)$		$I(r_a^-)$
2-		$I(k^-)$		$I(k^-)$	$I(r_a^+)$	$I(r_a^-)$		

An einem Beispiel möchte ich die Konstruktion erläutern. Nehmen wir die Menge  $O(k^+)$  in Listenelement 1 an. Sie definiert die ausgehenden Kanten von einem Ort  $k^+$ , der das Startdepot eines Fahrzeugs darstellt. In der Distanzmatrix in Tabelle 4.2 sind Startdepots in Zeile 1 und Zeile 3 durch die Knoten  $d_{k1+}$  bzw.  $d_{k2+}$  enthalten. Von hier aus darf ein Fahrzeug entweder einen Pickup-Ort oder sein eigenes Zieldepot anfahren. Die Kanten zu den Knoten  $d_{k1-}$ ,  $1+$  und  $2+$  sind demzufolge gültig. Ein weiteres Beispiel bieten Zeile 2 und 4: Eine Kante, die aus einem Zieldepot-Knoten ( $d_{k1-}$  und  $d_{k2-}$ ) herausführt ist nicht gültig. Somit ist kein Eintrag in der Distanzmatrix enthalten. Analog verhält es sich mit allen ausgehenden bzw. eingehenden Kanten im Netzwerk. Die Mengen  $O(i)$  und  $I(j)$  stellen sich wie folgt dar.

1.  $O(k^+)$ : Ein Fahrzeug kann von einem Start-Depot zu einem Pickup-Knoten und seinem Ziel-Depot fahren:  $O(k^+, k) \subseteq R^+ \cup \{k^-\}$ .
2.  $I(k^-)$ : Ein Ziel-Depot kann von Delivery-Knoten und dem dazugehörigen Start-Depot aus angefahren werden:  $I(k^-, k) \subseteq R^- \cup \{k^+\}$ .
3.  $O(r_a^-)$ : Mögliche Nachfolger eines Delivery-Knotens sind Pickup-Knoten (nicht vom gleichen Auftrag), Delivery-Knoten und Ziel-Depots:  $O(r_a^-, k) \subseteq R^+ \cup R^- \cup \{k^-\}$  und  $\{r_a^+\} \notin O(r_a^-, k)$ .
4.  $O(r_a^+)$ : Mögliche Nachfolger eines Pickup-Knotens sind andere Pickup-Knoten und Delivery-Knoten. Depot-Knoten sind keine erlaubten Nachfolger:  $O(r_a^+, k) \subseteq R$ .
5.  $I(r_a^-)$ : Ein Delivery-Knoten kann von allen Pickup-Knoten und allen Delivery-Knoten erreicht werden, nicht jedoch von einem Depot-Knoten aus:  $I(r_a^-, k) \subseteq R$ .
6.  $I(r_a^+)$ : Ein Pickup-Knoten kann von allen Delivery-Knoten (nicht vom gleichen Auftrag) und allen anderen Pickup-Knoten erreicht werden. Weiterhin können alle Start-Depots Vorgänger eines Pickup-Knotens sein:  $I(r_a^+, k) \subseteq R \cup D^+$  und  $\{r_a^-\} \notin I(r_a^+, k)$ .
7. Ein Knoten kann nicht sich selbst als Nachfolger oder Vorgänger haben:  $\{r_a^-\} \notin O(r_a^-, k)$ ;  $\{r_a^+\} \notin O(r_a^+, k)$ ;  $\{r_a^-\} \notin I(r_a^-, k)$ ;  $\{r_a^+\} \notin I(r_a^+, k)$ .

Der Vorteil des vorgestellten Multi-Digraphen liegt in der

- *Vermeidung der Big-M Notation*: Eine Vielzahl möglicher ungültiger Belegungen der Entscheidungsvariablen für die Reihenfolgeplanung wird ex-ante verboten. Die Bewertung einer Kante in der Distanzmatrix für unzulässige Knotenreihenfolgen mit einer sehr großen Zahl ist somit nicht mehr notwendig.
- *Verschärfung der Nebenbedingungen*: Die Summen in den Nebenbedingungen laufen über kleinere Mengen, was weniger Zeilen im Simplex Tableau bzw. weniger Nebenbedingungen im Modell bedeutet. Dies stellt ein Gütekriterium für mathematische Modelle dar (Grünert und Irnich, 2005, S. 10).
- *Lesbarkeit des Modells für das GPDP*: Da die Mengen eingeschränkter definiert sind, erschließt sich auch die Bedeutung der Nebenbedingungen intuitiver. Hier handelt es sich wiederum um ein Gütekriterium für Modelle.

## Modellformulierung

Aufbauend auf den Mengendefinitionen können nun alle eingeführten Eigenschaften des GPDP durch ein mathematisches Modell ausgedrückt werden, das dessen Lösungsraum beschreibt.

### Entscheidungsvariablen

Analog zum Standardproblem der Tourenplanung gibt es auch beim GPDP zwei Entscheidungen zu treffen: 1) Die Reihenfolge, in der Knoten angefahren werden und 2) die Zuordnung der Knoten zu einem Fahrzeug. Die Reihenfolgeentscheidung ist durch die binäre Variable  $x_{ij}^k$  codiert und entspricht der Bedeutung aus  $Modell_{VRP}$  (4.29). Darüber hinaus muss noch gewährleistet werden, dass ein Auftrag genau einmal erfüllt wird. In diesem Modell gibt es dafür eine explizite binäre Entscheidungsvariable  $z_a^k$ , die den Wert eins annimmt, falls Auftrag  $a$  dem Fahrzeug  $k$  zugeordnet ist (4.30). Dies soll sich bei der Vorstellung der Integrationsansätze in den Kapiteln 6 und 7 noch als vorteilhaft erweisen. Weiterhin kann über diese Formulierung leicht eine Anpassung an eine heterogene Fahrzeugflotte erfolgen.

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in R \cup D, k \in K \quad (4.29)$$

$$z_a^k \in \{0, 1\} \quad \forall a \in TR, k \in K \quad (4.30)$$

### Zielfunktion

Auch die Zielfunktion bleibt gegenüber den anderen Tourenplanungsmodellen in  $Modell_{GPDP}$  unverändert. Obgleich Savelsbergh und Sol (1995) weitere Zielformulierungen vorschlagen und diskutieren, soll die Minimierung der durch die Fahrzeuge zurückgelegten Distanz verfolgt werden (4.31).

$$(Model - GPDP) \quad \sum_{i \in R \cup D} \sum_{j \in R \cup D} \sum_{k \in K} x_{ij}^k c_{ij} \rightarrow \min! \quad (4.31)$$

### Verbindung zwischen Depotausfahrt und Auftragserfüllung

Startknoten und Zielknoten von Fahrzeug  $k$  sind Depots (4.32), (4.33). Weiterhin binden (4.34) und (4.35) die zwei Entscheidungsvariablen aneinander, so dass ein Fahrzeug das Depot verlässt und einen Knoten befährt, falls es sich um einen Auftragsort handelt und dieser auch dem Fahrzeug zugewiesen ist.

$$\sum_{j \in O(k^+, k)} x_{k^+j}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.32)$$

$$\sum_{i \in I(k^-, k)} x_{ik^-}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.33)$$

$$\sum_{j \in O(r_a^+, k)} x_{r_a^+j}^k = \sum_{i \in I(r_a^+, k)} x_{ir_a^+}^k = z_a^k \quad \forall a \in TR; k \in K \quad (4.34)$$

$$\sum_{j \in O(r_a^-, k)} x_{r_a^-j}^k = \sum_{i \in I(r_a^-, k)} x_{ir_a^-}^k = z_a^k \quad \forall a \in TR; k \in K \quad (4.35)$$

*Zuordnungsentscheidung*

Ein Transportauftrag  $a$  ist genau einem Fahrzeug  $k$  zugeordnet (4.36). Zusammen mit den Nebenbedingungen (4.34) und (4.35) wird gewährleistet, dass die Einfahrt und Ausfahrt in einen Auftragsknoten in Verbindung mit einer Tour stattfindet und genau ein Fahrzeug diese Tour fährt.

$$\sum_{k \in K} z_a^k = 1 \quad \forall a \in TR \quad (4.36)$$

*Zeit-Komponente*

Die Hilfsvariable für die Reihenfolgeentscheidung  $d_i$  beschreibt den Zeitpunkt, in dem ein Knoten  $i$  besucht wird. Nebenbedingung (4.37) sichert die Vorrangbedingung. Ein Delivery-Ort  $d_{r_a^-}$  darf erst befahren werden, wenn mindestens  $t_{r_a^+ r_a^-}$  Zeiteinheiten seit der Abfahrt im Pickup-Ort  $d_{r_a^+}$  vergangen sind. Generell entspricht die Ankunftszeit an einem Knoten  $j$  der Abfahrtszeit am Vorgängerknoten  $i$  zuzüglich der Fahrtzeit. Durch Formulierung (4.38) wird darüber hinaus gewährleistet, dass die zulässige Gesamtfahrtzeit  $\hat{d}$  eingehalten wird. Wie bereits in *Modell<sub>VRP</sub>* (4.12) wirkt dieser Subtour-Eliminations-Mechanismus in Verbindung mit der Entscheidung für eine Befahrung der Kante  $[i, j]$ . Die restlichen drei Nebenbedingungen stellen eine Startzeit am Depot in Periode null sicher (4.39), verhindern negative Zeiten (4.40) und eine Ankunftszeit am Zieldepot größer der zulässigen Gesamtfahrtzeit (4.41).

$$d_{r_a^+} + t_{r_a^+ r_a^-} \leq d_{r_a^-} \quad \forall a \in TR \quad (4.37)$$

$$d_i + t_{ij} - d_j \leq (1 - x_{ij}^k)(\hat{d} + t_{ij}) \quad \forall k \in K ; (i, j) \in E^k \quad (4.38)$$

$$d_{k^+} = 0 \quad \forall k^+ \in D^+ \quad (4.39)$$

$$d_i \geq 0 \quad \forall i \in R \cup D \quad (4.40)$$

$$d_{k^-} \leq \hat{d} \quad \forall k^- \in D^- \quad (4.41)$$

*Kapazität*

Nach der Anpassung des GPDP an das SCP benötigt ein Wechselcontainer genau eine Einheit der Fahrzeugkapazität, die zwei Einheiten beträgt. Wenn ein Wechselcontainer aufgenommen wird, verringert sich die Restkapazität. Wird er abgeladen, erhöht sie sich um genau eine Einheit. Damit gilt  $q_a = q_{r_a^+} = -q_{r_a^-} = 1 \quad \forall a \in TR$ .

Eine weitere Hilfsvariable für die Ladungsbilanz  $l_i$  codiert die benutzte Fahrzeugkapazität am Knoten  $i$ . Somit entspricht die Ladung an Knoten  $j$  der Ladung des Vorgängerknotens  $i$  zuzüglich des dort aufgenommen oder abgeladenen Wechselcontainers (4.42). Auch diese Ladungsfortschreibung erfolgt lediglich dann, wenn diese Kante befahren wird. Eine negative Anzahl oder mehr als zwei Wechselcontainer sind nicht erlaubt (4.43).

$$(l_i + q_i)x_{ij}^k = l_j x_{ij}^k \quad \forall i, j \in R \cup D, k \in K \quad (4.42)$$

$$0 \leq l_i \leq 2 \quad \forall i \in R \cup D \quad (4.43)$$



### *Anpassung der Distanzmatrix*

Um mehrere Aufträge an einem physischen Ort abbilden zu können, passe ich die Datenstruktur folgendermaßen entsprechend an (Grünert und Sebastian, 2000). Sobald ein Knoten durch zwei Aufträge genutzt wird, ist es notwendig, diesen zu kopieren und den neuen Knoten in die Distanzmatrix einzufügen. Angenommen, Knoten 1 ist der Pickup-Ort von Auftrag  $a = 1$  und der Delivery-Ort von Auftrag  $a = 2$ . Knoten  $1'$  wird als Kopie dieses Knoten wie folgt in die Distanzmatrix eingefügt (neue Spalte und neue Zeile). Die Distanz ergibt sich zu  $c_{1i} = c_{i1} = c_{1'i} = c_{i1'} \forall i \in N$  bzw.  $c_{11'} = c_{1'1} = 0$ . Die gleiche Vorgehensweise betrifft die Depotknoten, die mehrfach benutzt werden oder sich an einem Pickup- bzw. Delivery-Ort befinden.

## 4.2 Lösung statischer Entscheidungssituationen

Die vorgestellten mathematischen Modelle beschreiben den Lösungsraum der jeweiligen Tourenplanungsprobleme und generieren Strukturen, die durch mathematische Verfahren ausgenutzt werden können. Für TSP hat dies zu komplexen und leistungsfähigen Lösungsverfahren geführt, die eine exakte Lösung liefern (Lawler et al., 1985; Gutin und Punnen, 2002; Gatech, 2008).

Beim VRP und PDP stellt sich die Situation anders dar. Trotz zahlreicher Anstrengungen in den letzten Jahren, unter anderem durch Fischetti et al. (2006); Ropke et al. (2007); Gatech (2008), sind Größenordnungen von 100 Knoten und wenigen Fahrzeugen die obere Grenze für aktuelle exakte Lösungsansätze. Das GPDP kann durch Anpassungen der mathematischen Formulierungen auf ähnliche Weise wie das Standard-PDP gelöst werden. Allerdings ist dann die Ausnutzung der speziellen Eigenschaften nur begrenzt möglich. Dies führt zu einer starken Einschränkung bezüglich der lösbaren Problemgröße und heuristische Ansätze kommen verstärkt zur Anwendung.

Dieses Kapitel ist in zwei Unterkapitel gegliedert. Eine Übersicht über Lösungsansätze für statische Tourenplanungsprobleme geht gesondert auf exakte und heuristische Verfahren ein. In diesem Zusammenhang wird die Anwendbarkeit auf die verschiedenen Problemtypen diskutiert und auf weiterführende Literatur verwiesen. Das zweite Unterkapitel greift dann ein auf stark beschränkte Tourenplanungsprobleme zugeschnittenes Lösungsverfahren auf: die Large Neighborhood Search. Sie dient in der rechnergestützten Studie als Verfahren zur Lösung des Teilproblems Tourenplanung.

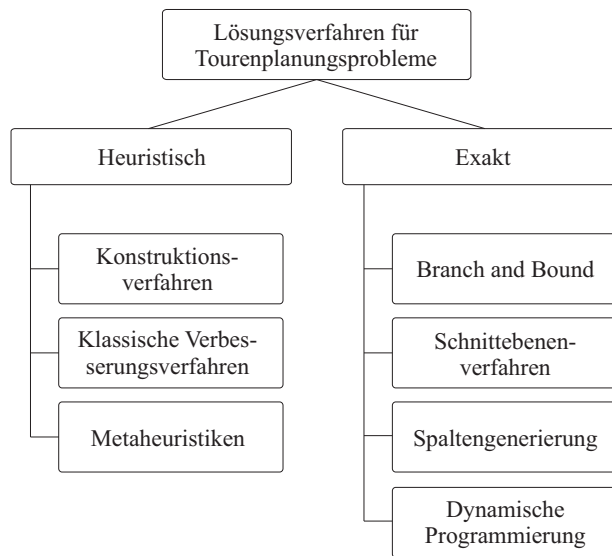
### 4.2.1 Übersicht zu Lösungsalgorithmen für Tourenplanungsprobleme

Zahlreiche Übersichtsbeiträge zu heuristischen und exakten Lösungsverfahren sind in der Literatur zu finden. Besonders hervorzuheben sind die Arbeiten zum TSP von Bellmore und Nemhauser (1968), Lawler et al. (1985), Reinelt (1994), Juenger et al. (1995) und Gutin und Punnen (2002) und zum VRP von Bodin und Golden (1981), Laporte (1992), Laporte et al. (2000), Tan et al. (2001) und Cordeau et al.

(2002). Der Schwerpunkt liegt im Weiteren auf Verfahren für das Standardproblem der Tourenplanung<sup>4</sup>. Die dort vorgestellten Algorithmen wurden auf andere Tourenplanungsprobleme übertragen, so auch auf das PDP und das GPDP (Renaud et al., 2000).

Dieses Kapitel beschränkt sich auf eine Übersicht mit Verweisen auf weiterführende Literatur und erhebt nicht den Anspruch auf Vollständigkeit<sup>5</sup>. Dies dient der Einordnung des später gewählten Konstruktions- und Verbesserungsverfahrens zur Lösung des Teilproblems der Tourenplanung im SCP. Die Verfahren sind geprägt von zahlreichen Variationen und damit auch verschiedenen Implementierungen. Diese sollen weitestgehend vernachlässigt werden. Vielmehr steht die Grundidee der jeweiligen Verfahren im Vordergrund.

Ein sehr allgemeines Klassifikationsschema für Tourenplanungsprobleme ist in Abbildung 4.2 dargestellt. Daran orientiert sich die Struktur dieses Kapitels.



**Abb. 4.2.** Klassifikation von Lösungsverfahren

Algorithmen können grundlegend in heuristische und exakte Verfahren unterteilt werden. Heuristische Verfahren teilen sich wiederum in Konstruktions- und Verbesserungsverfahren auf. Ziel von Konstruktionsverfahren ist es, eine gültige Lösung in akzeptabler Zeit zu berechnen. Verbesserungsverfahren setzen auf bestehende, zulässige Lösungen auf und produzieren in jedem Schritt eine neue zulässige Lösung<sup>6</sup>. Im Falle einer Verbesserung wird diese für eine weitere Suche übernom-

<sup>4</sup> Auf das TSP spezialisierte Algorithmen sind beispielsweise die von Christofides (1976) und Lin und Kernighan (1973).

<sup>5</sup> Für eine umfassende Übersicht sei auf Laporte und Osman (1995) verwiesen. Zu diesem Zeitpunkt haben sie 500 Literaturangaben zusammengetragen, die schon damals nicht alle bis dahin erschienenen Beiträge enthielten.

<sup>6</sup> Es werden auch andere Ansätze verfolgt, bei denen eine Folge von unzulässigen Schritten erlaubt ist.

men. Zu dieser Klasse von Verfahren gehören auch Metaheuristiken, deren lokale Suchprozedur zum Auffinden besserer Lösungen durch verschiedene Strategien gesteuert wird. Beim Design von Heuristiken schlagen Cordeau et al. (2002) und Zimmermann (2005, S. 284ff.) vor, die Eigenschaften Genauigkeit (Abstand von der optimalen Lösung), Geschwindigkeit, Einfachheit (im Sinne der Implementierung) und Flexibilität (Anpassbarkeit an veränderte Problemeigenschaften) zu beachten.

Exakte Verfahren nutzen Entscheidungsbäume (Branch and Bound), Schnitte im Entscheidungsraum (Schnittebenenverfahren) oder zerlegen das Problem in kleinere Teilprobleme (Dekomposition), um diese  $\mathcal{NP}$ -schweren Probleme zu lösen. Seit den 60er Jahren wurden große Fortschritte bei der Entwicklung exakter Verfahren gemacht. Obwohl sie für die Klasse der GPDP noch nicht für praxisrelevante Problemgrößen geeignet sind (Huth und Mattfeld, 2009), sollen sie hier aus Gründen der Vollständigkeit im Überblick vorgestellt werden.

### Konstruktionsverfahren

Die Konstruktions- bzw. Eröffnungsverfahren unterscheiden sich in ihrer Vorgehensweise, wie die Reihenfolge- und Zuordnungsentscheidung getroffen wird. Sie zerfallen daher in einen Cluster- und in einen Route-Teil. Einige Algorithmen führen beide Aufgaben auch simultan durch (Golden et al., 1977). Meist handelt es sich um Greedy-Heuristiken, die bei jeder Iteration lediglich den besten möglichen Schritt vollziehen. Perttunen (1994) berichtet über die Wichtigkeit guter Lösungen durch Eröffnungsverfahren.

#### *Savings Algorithmus*

Der Savings Algorithmus, oder auch nach dessen ersten Publikation Clarke- und Wright-Algorithmus genannt, ist ein schnelles und vergleichsweise einfach zu implementierendes Verfahren zur Lösung des VRP (Clarke und Wright, 1964; Christofides und Eilon, 1969). Es führt die Cluster- und Routing-Phase simultan aus. Dazu werden zuerst Pendeltouren vom Depotknoten zu allen anderen Knoten erstellt und diese anschließend sukzessive miteinander verbunden, so dass die neue Tour kürzer ist als die beiden einzelnen Touren zuvor.

#### *Sweep Algorithmus*

Auch der Sweep Algorithmus ist ein sehr früher Vertreter der Greedy-Heuristiken (Gillett und Miller, 1974). Die zu besuchenden Knoten werden nach ihren aufsteigenden Polarwinkeln sortiert und dann sukzessive zu einer Tour (einem Cluster) hinzugefügt, solange dies gültige Touren ergibt. Falls eine Nebenbedingung verletzt ist, wird eine neue Tour eröffnet. Das Verfahren endet, sobald alle Knoten zu den  $k$  Touren hinzugefügt sind. Bereits gültige Routen können durch eine nachgeschaltete Optimierung von  $k$  Traveling Salesman Touren meist noch verbessert werden.

*Petal Algorithmus*

Als Erweiterung des Sweep Algorithmus gilt die Generierung von mehreren Routen, Petals genannt, von denen anschließend jene ausgewählt werden, die die Länge des Tourenplans minimieren (Foster und Ryan, 1976; Ryan et al., 1993). Die Selektion erfolgt über eine Set Partitioning Formulierung. Die Schwierigkeit besteht darin, Mengen von Routen  $S$  zu bilden, aus denen gute Tourenpläne bestehen. Im einfachsten Fall besteht  $S$  aus einfachen Routen, d.h. eine Menge von Orten, die von einem Fahrzeug befahren werden. Dieses Vorgehen wird 1-petal-Algorithmus genannt. Eine Erweiterung dazu stellen Renaud et al. (1996a) vor, bei der  $S$  aus Konfigurationen von Routen (Fragmente von Tourenplänen) besteht.

*Einfüge-Algorithmus*

Sequenzielle Einfüge-Algorithmen werden erstmals von Mole und Jameson (1976) und Christofides et al. (1979) vorgestellt. Deren Prinzip ist sehr einfach: Man nehme einen Startknoten oder eine Subtour und füge nach einem bestimmten Kriterium noch unbesuchte Knoten hinzu. Als Kriterium wird beispielsweise der Knoten ausgewählt, der die Tour am wenigsten verlängert. Abwandlungen dieser Grundidee beruhen auf Einfügeoperationen an bestimmten Stellen anstatt am Ende der Tour (Bentley, 1992) oder auch auf lokalen Verbesserungsschritten nach einer Einfügeoperation (Gendreau et al., 1992, 1998).

*Fisher-Jaikumar-Algorithmus*

Der Fisher-Jaikumar-Algorithmus ist derzeit das beste cluster-first, route-second Verfahren für VRP (Laporte et al., 2000). Fisher und Jaikumar (1981) nutzen ein Generalisiertes Zuordnungsproblem, um die Cluster zu bestimmen. Hierzu sei gesagt, dass dafür die Anzahl der Cluster  $k$  vorher festgelegt sein muss. Für die entstandenen Cluster werden anschließend  $k$  TSP gelöst. Distanz-Restriktionen können in dieser ersten Vorstellung der Methode allerdings noch nicht berücksichtigt werden. Bramel und Simchi-Levi (1995) erweitern den Algorithmus unter anderem um diese Funktionalität.

*Weitere Literatur*

Zahlreiche spezialisierte Konstruktionsverfahren sind über die Jahre entwickelt worden, deren Vorstellung im Detail nicht Ziel dieser Übersicht ist. Vielmehr sei auf weiterführende Literatur verwiesen (Min et al., 1992; Mosheiov, 1994; Vigo, 1996; Toth und Vigo, 1997, 1999). Da dies lediglich einige Beiträge aus einer Vielzahl von entwickelten Algorithmen sind, möchte ich auf Übersichtsartikel zu Konstruktionsheuristiken verweisen. Diese untersuchen die verschiedenen Algorithmen meist bezogen auf eine Problemklasse, stellen sie vergleichend in rechnergestützten Studien vor und diskutieren deren Lösungsgüte und Laufzeitverhalten. Solomon (1987) stellte zu diesem Zweck einen mittlerweile allgemein anerkannten Satz von Benchmark-Instanzen für VRP vor. Eine ausführliche Übersicht zu TSP bieten Grünert und Irnich (2005, S. 336ff.). VRP werden von Solomon (1987); Laporte et al. (2000); Cordeau et al. (2002); Campbell und Savelsbergh (2004); Bräysy und

Gendreau (2005a) adressiert. Dem PDP widmen sich die Aufsätze von Mosheiov (1998); Righini (2000); Renaud et al. (2002).

### Klassische Verbesserungsverfahren

Verbesserungsverfahren bauen auf gültigen Touren oder Tourenplänen auf, um sie durch verschiedene Operationen zu verbessern.

#### *$\lambda$ -opt Algorithmen*

Der erste Vertreter der  $\lambda$ -opt Algorithmen wurde von Croes (1958) vorgestellt. Er basiert auf der Idee, zwei nicht benachbarte Kanten einer Route zu tauschen und die verbesserte Lösung zu übernehmen. Wurde keine Verbesserung gefunden, so wird die neue Lösung verworfen. Der nach der Anzahl zu tauschender Kanten 2-opt genannte Algorithmus geht folgendermaßen vor: Für genau eine Kante werden alle anderen nicht benachbarten Kanten nacheinander auf eine eventuelle Routenverkürzung untersucht. Tritt eine Verbesserung ein, wird der Tausch durchgeführt.

Als Erweiterung stellt Lin (1965) den 3-opt Algorithmus vor, den Christofides und Eilon (1969) nochmals aufgriffen. Der Tausch dreier nicht benachbarter Kanten erhöht die Komplexität des Algorithmus von  $\mathcal{O}(n^2)$  in voll vermaschten Netzwerken auf  $\mathcal{O}(n^3)$  und allgemein auf  $\mathcal{O}(n^\lambda)$ .

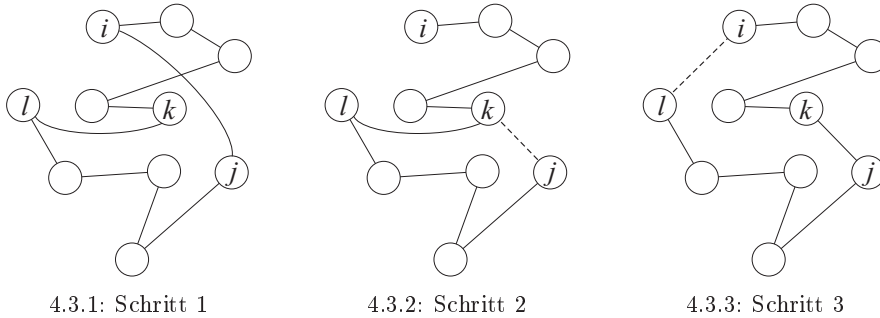
Or (1976) stellt ein Verfahren vor, das durch Approximation der erwarteten Verbesserungen bzw. Verschlechterungen versucht, nicht alle möglichen Tauschvarianten eines 3-opt Verfahrens zu testen und dadurch Rechenzeit einzusparen. Es erreicht dabei eine Lösungsgüte ähnlich der des 3-Opt Verfahrens bei einer Rechenzeit von etwa  $\mathcal{O}(n^2)$  (Laporte, 2005; Babin et al., 2007; Johnson und McGeoch, 1997).

#### *Lin-Kernighan-Algorithmus*

Der Lin-Kernighan-Algorithmus ist angelehnt an die  $\lambda$ -Verfahren, setzt aber im Gegensatz zu diesen nicht voraus, dass  $\lambda$  ex-ante festgelegt werden muss. Es wird daher auch als variables  $\lambda$ -opt Verfahren bezeichnet (Lin und Kernighan, 1973). Zahlreiche Implementierungen des wohl besten Verfahrens für symmetrische TSP sind verfügbar (Domschke, 1997, S. 123), (Helsgaun, 2000). Verglichen mit unteren Schranken erreicht es für große Instanzen eine Lücke bezüglich der Lösungsgüte von 0,1% (Laporte, 2005).

Das generelle Vorgehen, angelehnt an eine Implementierung von Domschke (1997, S. 121ff.), ist in Abbildung 4.3 illustriert. Bei einer gegebenen Route  $i, j, l, k$  (mit Besuch einiger Zwischenknoten; vgl. Abbildung 4.3.1) wird eine Kante  $[i, j]$  entfernt. Anschließend wird Knoten  $j$  mit einem neuen Knoten  $k$  verbunden, so dass ein 1-Baum entsteht (4.3.2). Dies ist ein zusammenhängender, ungerichteter Graph mit genau einem Kreis und einem vorgegebenem Knoten mit dem Grad zwei (Domschke und Drexler, 2005, S. 67). Ein 1-Baum stellt daher keine gültige Rundreise dar.

Nun wird eine weitere Kante  $[k, l]$  entfernt (4.3.3). Durch Verbinden von Knoten  $i$  mit Knoten  $l$  entstünde eine neue Rundreise, analog zum 2-opt Tausch. Diese Verbindung wird hergestellt, wenn es keine niedriger bewertete Kante als  $[i, l]$



**Abb. 4.3.** Vorgehensweise des Lin-Kernighan-Algorithmus zur Verbesserung einer bestehenden Tour

gibt. Ist dies jedoch der Fall, entsteht erneut ein 1-Baum durch die Verbindung von Knoten  $l$  mit einem weiteren Knoten. Eine Iteration endet, wenn die Bildung einer neuen Tour zu einer Verbesserung geführt hat oder eine obere Grenze bezüglich der entfernten Kanten erreicht wurde. Das sukzessive Vorgehen des Lin-Kernighan-Algorithmus kann darum auch als eine Reihe von Einer-Tauschen angesehen werden.

#### *Algorithmen, die auf erweiterte Kantentausche aufbauen*

Wendet man die vorgestellten Austauschoperationen auf Tourenpläne an, so ist es naheliegend, in einem Schritt alle Touren einmal zu verändern. Dies gewährleisten sogenannte multi-route-edge-exchanges. Thompson und Psaraftis (1993) und Kinderwater und Savelsbergh (1997) fassen in ihren Beiträgen die bis dahin bekannten Varianten dieses Operators zusammen. Die Grundidee ist folgende. Man lege eine Anzahl an Touren  $k$  und zu tauschenden Kanten  $b$  fest. Im Weiteren werden aus einer Tour  $b$  Knoten entfernt und in die nächste Tour eingefügt. Aus dieser werden wiederum  $b$  Knoten entfernt und in die nächste Tour eingefügt, so dass eine kreisförmiger Transfer von  $b$  Knoten zwischen den  $k$  Touren entsteht. Am Ende eines vollständigen Tausches besitzen alle Touren die anfängliche Anzahl von Knoten. Es gibt zahlreiche Abwandlungen zu dieser generellen Vorgehensweise, z.B. zu veränderlichem  $b$  um die Variation der Anzahl der Kunden pro Tour als Freiheitsgrad einzubeziehen. Dies erweitert die Nachbarschaft und den Lösungsraum.

#### *Weitere Literatur*

Weitere, auf bestimmte Problemtypen spezialisierte Verbesserungsverfahren stellen Chao et al. (1993); Vigo (1996); Toth und Vigo (1999); Gendreau et al. (1992) vor. Für Übersichten zu den vorgestellten und weiteren Verfahren verweise ich auf Laporte et al. (2000); Bräysy und Gendreau (2005a). Umfangreiche rechnergestützte Studien haben Johnson und McGeoch (1997) durchgeführt.

### **Metaheuristiken**

Metaheuristiken stellen eine neuere Entwicklung, etwa seit Anfang der 90er Jahre dar, und werden deshalb meist gesondert aufgeführt. Grundprinzip und Gemeinsamkeit aller Metaheuristiken ist das der lokalen Suche, ähnlich dem der

vorgestellten Verbesserungsverfahren. Ausgehend von einer Startlösung wird in jeder Iteration des Algorithmus eine Nachbarschaft ähnlicher Lösungen evaluiert. Im Gegensatz zu klassischen Verbesserungsverfahren akzeptieren Metaheuristiken zwischendurch auch schlechtere Lösungen. Man spricht in diesem Fall von der Möglichkeit, lokale Optima zu überwinden. Ein weiterer Vorteil für die besondere Stellung von Metaheuristiken ist deren breite Anwendbarkeit auf viele unterschiedliche Problemstellungen (Aarts und Lenstra, 1997). Gemeinsame Komponenten aller Metaheuristiken sind (Vahrenkamp und Mattfeld, 2008):

- *Repräsentation des Problems:* Das Problem und die Lösung müssen in eine vom Computer lesbare und vom Algorithmus leicht zu manipulierende Form gebracht werden. Der Aspekt der Schnelligkeit (vgl. Kriterien für gute Heuristiken in Cordeau et al. (2002)) spielt hierbei eine wichtige Rolle. Besonders die Interpretation des Problems durch den Computer, die Anwendung der Operatoren und die Auswertung der Lösung sollen durch eine gute Repräsentation unterstützt werden.
- *Generierung von Startlösungen:* Hierfür kommen die vorgestellten Konstruktionsverfahren infrage. Generell gilt, dass eine gute Startlösung die lokale Suche durch die Metaheuristik unterstützt (Perttunen, 1994).
- *Auffinden neuer Lösungen:* Die Nachbarschaft wird durch Operatoren vorgegeben. Dies können beispielsweise Verbesserungsverfahren sein, die als untergeordnete Heuristik dienen. Zudem wurden zahlreiche spezielle Operatoren entwickelt. Nachbarschaftsoperatoren sind bezüglich ihrer Tauglichkeit für die Suche objektiv bewertbar (Mattfeld, 1996). Dies ist allerdings erfahrungsgemäß von dem untersuchten Problem und der verwendeten Implementierung des jeweiligen Algorithmus abhängig (Vahrenkamp und Mattfeld, 2008, S. 294f.).
- *Bewertung der Lösungen:* Für die Auswahl einer neuen Lösung ermittelt die Evaluationsfunktion die Lösungsgüte aller Lösungen der Nachbarschaft.
- *Kontrollstruktur zur Steuerung der Suche:* Der Unterschied zwischen den Metaheuristiken liegt in der Art der Steuerung der Suche. Drei Beispiele, Tabu Suche, Evolutionäre Algorithmen und Simulated Annealing, sollen diesen Aspekt verdeutlichen.

#### *Tabu Suche*

Die Tabu Suche als Metaheuristik stellten erstmals Glover (1989) sowie Glover und Laguna (1997) vor. Sie basiert auf einem Gedächtnis bereits besuchter Lösungen, das als Kontrollstruktur dient. Einfache Abstiegsverfahren akzeptieren die beste Verbesserung oder geringste Verschlechterung einer Nachbarschaftslösung. Dadurch kann sich ein Suchweg im Lösungsraum ergeben, der immer wieder an bereits besuchten Lösungen vorbeiführt. Merkt man sich aber diese bereits erkundeten Lösungen und verbietet deren erneute Aufnahme in die Nachbarschaft, so wird diesem Phänomen entgegengewirkt. Dies leistet die Tabu Suche.

Zahlreiche Verfeinerungen der Suchmethode in Form von Nachbarschaftsdefinitionen durch Operatoren oder die Beeinflussung der Suche durch Strategien der Intensivierung und Diversifikation sind seit den ersten Implementierungen entwickelt worden (Gendreau et al., 1996a; Laporte et al., 2000; Cordeau et al., 2001;

Li und Lim, 2001; Bräysy und Gendreau, 2005b; Zachariadis et al., 2009a). Weiterhin wurden parallele Suchstrategie zur Geschwindigkeitssteigerung und damit einer umfangreicheren Erkundung des Suchraums durch Gendreau et al. (1999a); Attanasio et al. (2004); Crainic (2008) vorgestellt. Weiterentwicklungen werden auch durch die Anwendung auf verschiedenste Tourenplanungsprobleme getrieben (Rego und Roucairol, 1995; Gendreau et al., 1996b; Renaud et al., 1996b; Taillard et al., 1997; Chiang und Russell, 1997; Nanry und Barnes, 2000; Gendreau et al., 2001; Gutenschwager et al., 2004; Scheuerer, 2004; Archetti et al., 2006).

### *Evolutionäre Algorithmen*

Evolutionäre Algorithmen sind Verfahren, die in Anlehnung an die Biologie populationsbasiert nach besseren Lösungen suchen (Fraser, 1957; Holland, 1975; Goldberg, 1989; Davis, 1991; Nissen, 1994; Mester und Bräysy, 2005). Eine Population entspricht einer Menge von Lösungen, die durch von der Natur adaptierte Methoden fortentwickelt werden. Dazu sorgt eine Zeichenkette (Genotyp) für die Repräsentation einer Lösung (Phänotyp), beispielsweise als Folge binärer Werte (Binärcodierung) oder Zahlen (Permutationscodierung), die für einzelne Kanten oder Knoten einer Tour stehen. Aus dem Pool von Lösungen werden im einfachsten Fall zwei Zeichenketten ausgewählt, die Eltern-Generation. Dieser Schritt wird Selektion genannt. Nach dem Vorbild der Natur erzeugt ein Variationsoperator, aus diesen beiden Zeichenketten zwei neue Zeichenketten, die Kind-Generation. Anschließend führt eine Mutation ggf. noch zu kleinen Änderungen in den Zeichenketten. Größe der Population, Auswahlmechanismus, Crossover-Operatoren, Mutationsoperator und Entwicklung der Population sind einige der zahlreichen Freiheitsgrade dieses allgemeinen Algorithmus.

Autoren, die Evolutionäre Algorithmen für die Tourenplanung verwenden sind Recker (1995); Potvin et al. (1996); Potvin und Guertin (1996); Jung und Haghani (2000); Pankratz (2004); Varia und Dhingra (2004); Pankratz (2005); Bergvinsdottir et al. (2006). Sind Evolutionäre Algorithmen in andere Suchmethoden eingebunden oder werden andere Suchmethoden in Evolutionäre Algorithmen eingebunden, so spricht man von Memetischen Algorithmen oder Hybriden Evolutionären Algorithmen (Schönberger et al., 2002; Hart et al., 2005; Barkaoui et al., 2008; Fallahi et al., 2008; Moon et al., 2008; Zachariadis et al., 2009b). Jih und Hsu (1999) kombinieren beispielsweise einen Genetischen Algorithmus mit Dynamischer Programmierung.

### *Simulated Annealing*

Die erstmals von Kirkpatrick et al. (1983) vorgestellte Metaheuristik Simulated Annealing ist angelehnt an den natürlichen Abkühlvorgang in Feststoffen und geht auf den Metropolis-Algorithmus von Metropolis et al. (1953) zurück. Übertragen auf einen iterativen Lösungsprozess bedeutet das, dass die Verschlechterung einer Lösung mit fortschreitender Zeit nur noch mit geringer Wahrscheinlichkeit zugelassen wird. Diese Überlegung führt dazu, dass mit der fortschreitenden Anzahl an Iterationen die Begrenzung der Nachbarschaft zunimmt, was wiederum zu einer wahrscheinlicher werdenden Konvergenz des Algorithmus führt.



Simulated Annealing Ansätze zur Lösung von Tourenplanungsproblemen kommen beispielsweise in Golden und Skiscim (1986); Robuste et al. (1990); Breedam (1995); Colorni et al. (1996); Baugh et al. (1998); Gutenschwager et al. (2004) zur Anwendung. Auch Simulated Annealing wird eingebettet in andere Suchverfahren, so z.B. in die Tabu Suche (Li und Lim, 2001; Osman, 1993; Semet und Taillard, 1993). Die *Large Neighborhood Search* nutzt das Prinzip des Simulated Annealing (Shaw, 1998; Bent und van Hentenryck, 2006; Ropke und Pisinger, 2006; Pisinger und Ropke, 2007). Diesem möchte ich besonderes Augenmerk schenken, da er sich als einer der besten Ansätze für stark beschränkte Tourenplanungsprobleme erwiesen hat. Eine detaillierte Beschreibung und Anpassung an das SCP erfolgt ab Seite 98.

#### *Weitere Metaheuristiken*

Über diese Kontrollstrukturen hinaus gibt es noch weitere Ansätze der übergeordneten Steuerung. Dorigo und Gambardella (1997); Donati et al. (2008) stellen einen Ameisenalgorithmus vor und lösen damit sehr erfolgreich verschiedene kombinatorische Optimierungsprobleme (Bullnheimer et al., 1999; Dorigo und Stützle, 2004). Neuronale Netze (Modares et al., 1999) und Particle Swarm Optimization (Kennedy und Eberhart, 2001) sind weitere Metaheuristiken. Variable Neighborhood Search sucht durch Adaption der  $\lambda$ -opt Verfahren und einer zufälligen Wahl von  $\lambda$  nach besseren Lösungen (Mladenovic und Hansen, 1997).

Doerner et al. (2007) fassen die neuesten Erkenntnisse über die Erfolge von Metaheuristiken in komplexen Optimierungssystemen zusammen. Verschiedene Problemtypen, Varianten von Implementierungen und Software-Tools werden darin beleuchtet. Andere Übersichtsartikel speziell für das TSP bieten Johnson und McGeoch (1997); Gendreau et al. (1999b) an. Metaheuristiken für das VRP tragen Laporte et al. (2000); Tan et al. (2001); Cordeau et al. (2002); Bräysy und Gendreau (2005b); Gendreau et al. (2008) zusammen.

### **Branch and Bound**

Branch and Bound Ansätze beruhen auf dem Prinzip der Entscheidungsbäume. Diese bestehen an ihren Knoten aus Teilproblemen, die durch Vereinfachungen des Gesamtproblems entstehen, genauer durch Weglassen einer Variablen oder einer Restriktion (Zimmermann, 2005, S. 231). Der Branch and Bound Ansatz nutzt dies, so dass nicht der komplette Entscheidungsbaum durchlaufen wird. Das Grundprinzip soll im Folgenden erläutert werden.

Angenommen, ein Problem mit drei Entscheidungsvariablen  $x$ ,  $y$  und  $z$  soll zerlegt werden (Verzweigung). Die Wurzel des Baums stellt das Gesamtproblem dar, die Knoten der ersten Ebene repräsentieren eine Vereinfachung bezüglich einer Variablen, z.B. die Fixierung der binären Variable  $x$  auf 0 bzw. 1. Alle anderen Entscheidungsvariablen seien über ihren Wertebereich relaxiert, d.h. sie können eine beliebige reellwertige Zahl annehmen. Eine Lösung des Teilproblems stellt daher meist keine zulässige Lösung für das Gesamtproblem dar. Die beiden Teilprobleme können nun wiederum bezüglich einer nächsten Entscheidungsvariablen vereinfacht werden. In Abbildung 4.4 existieren  $2^3$  Lösungen für das Gesamtproblem.

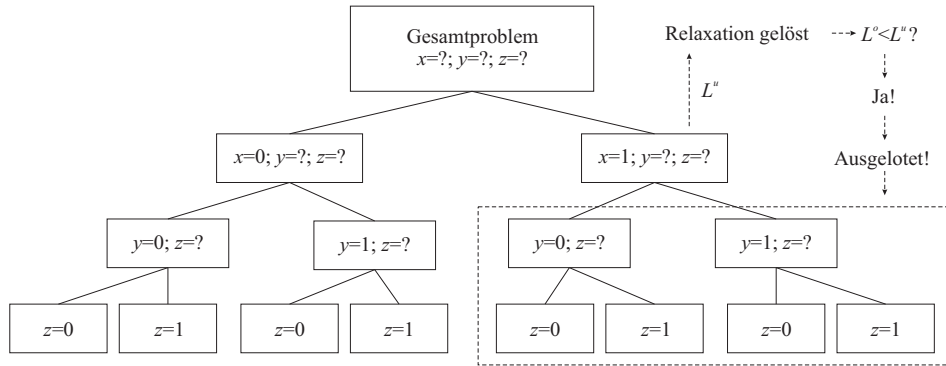


Abb. 4.4. Entscheidungsbaum beim Branch and Bound

Bis hierhin handelt es sich noch um eine vollständige Enumeration des Lösungsraumes. Diese gilt es zu vermeiden, was durch nicht komplett verzweigte Äste (Teilprobleme) erreicht werden kann. Dazu bedient man sich oberer  $L^o$  und unterer Schranken  $L^u$ . Eine obere Schranke ist die bisher beste bekannte Lösung des Gesamtproblems, zu Beginn ermittelt durch ein heuristisches Konstruktionsverfahren. Der Zielfunktionswert eines relaxierten Teilproblems stellt die untere Schranke dar, die aber keine gültige Lösung ist. Der Lösungsraum des Gesamtproblems ist daher kleiner als der des relaxierten Problems. Die Lösung des relaxierten Problems  $L^u$  wird wegen dieser Eigenschaft immer besser oder zumindest gleich gut sein als die des Gesamtproblems. Weiterhin kann man daraus schließen, dass die Lösungen eines relaxierten Problems nie größer als die aktuelle obere Schranke sein darf, weil diese ja eine gültige Lösung des Gesamtproblems darstellt. Ergibt sich an einem Knoten dennoch  $L^o < L^u$ , so muss dieser Ast nicht weiter verfolgt werden. Durch das Fixieren weiterer Entscheidungsvariablen würde der Lösungsraum kleiner und daher die Lösung nicht besser werden. Abbildung 4.4 illustriert diesen Fall für die Fixierung von  $x = 1$ .

Das Teilproblem ist damit ausgelotet, d.h. es muss nicht weiter betrachtet werden. Weiterhin ist ein Teilproblem ausgelotet, wenn keine Lösung für die Relaxation oder eine gültige Lösung im Sinne des Gesamtproblems gefunden wurde. Im letzteren Fall erfolgt zusätzlich die Anpassung von  $L^o$ . Zusammenfassend sind drei Grundelemente eines jeden Branch and Bound Algorithmus festzuhalten: 1) Initialisierung, 2) Verzweigung an einem Knoten (Branch) und 3) Terminierung eines Knotens (Bound). Beiträge zum Branch and Bound Verfahren unterscheiden sich hauptsächlich im Verzweigungsschritt, welcher stark vom zugrunde liegenden Problem und vom mathematischen Programm abhängt (Laporte und Norbert, 1987).

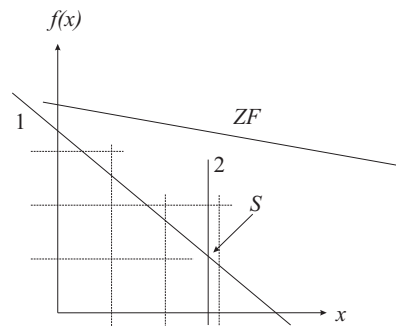
Sehr aufschlussreiche Übersichten zu mathematischen Modellen und abgeleiteten Verzweigungsstrategien für TSP bieten Grünert und Irnich (2005, S. 390ff.) und Domschke (1997, S. 128ff.). VRP betreffend sei auf Laporte (1992); Kallehauge (2008); Pessoa et al. (2008) verwiesen. Spezielle Implementierungen für den Branch and Bound zur Lösung von Tourenplanungsproblemen beschreiben z.B. Little et al. (1963); Christofides und Eilon (1969); Held und Karp (1970); Karp (1979); Christofides et al. (1981a); Baker (1983); Kolen et al. (1987); Carpaneto

et al. (1989); Fisher (1994); Fischetti et al. (1994). Die entsprechende Literatur ist sehr vielfältig und daher hier lediglich auszugsweise zitiert.

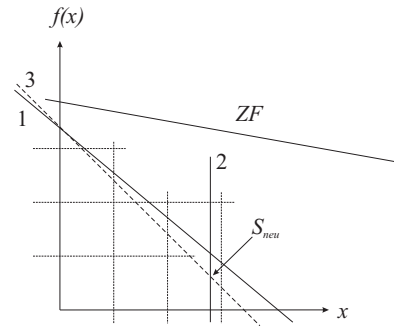
### Schnittebenenverfahren

Die Güte der Relaxationen an den Knoten des Entscheidungsbaums haben einen bedeutenden Einfluss auf den Branch and Bound Algorithmus und damit auf die Effizienz der Lösungssuche. Aus diesem Grund wurden frühzeitig Schnittebenenverfahren in den Branch and Bound Algorithmus eingebunden, um das Laufzeitverhalten zu verbessern. Dieses Verfahren wird auch Branch and Cut Algorithmus genannt.

Schnittebenen sind Nebenbedingungen bzw. gültige Ungleichungen, so dass deren Einfügen in die relaxierten Lösungen bessere untere Schranken bilden. Angenommen, eine Relaxation im obigen Beispiel hat eine stetige Lösung für die nicht fixierten Entscheidungsvariablen hervorgebracht. Beispielhaft ist dies in Abbildung 4.5 dargestellt. Gültige Lösungen im Sinne des Gesamtproblems sind alle Schnittpunkte der gestrichelten Hilfslinien untereinander und mit den Achsen. Die Zielfunktion  $ZF$  gilt es zu minimieren. Eine kontinuierliche Lösung für ein lineares Programm (LP) hat Lösung  $S$  in Abbildung 4.5.1 ergeben. Eine zusätzliche gültige Ungleichung (Zeile im LP) kann dazu führen, dass genau diese Lösung nicht mehr in der Menge zulässiger Lösungen der neuen Relaxation (inkl. der zusätzlichen Ungleichung) enthalten ist. Diese Ungleichung muss jeweils modellspezifisch ermittelt werden und ist beispielhaft durch den Schnitt 3 (Gerade 3) in Abbildung 4.5.2 eingefügt wurden. Die neue Lösung  $S_{neu}$  liegt nun im kleineren Lösungsraum der Relaxation und die Schranke, der Zielfunktionswert der Relaxation, wurde verbessert. Das Hinzufügen der Schnitte kann auch als iterativer Prozess erfolgen, wenn mehrere solcher gültigen Ungleichungen ermittelt werden können. Für den Terminierungsschritt im Branch and Bound hat das zur Folge, dass Probleme tendenziell eher ausgelotet werden.



4.5.1: Kontinuierliche Lösung eines LP



4.5.2: Zusätzliche gültige Ungleichung

**Abb. 4.5.** Lösungsraum eines ganzzahligen Problems mit neuer gültiger Ungleichung

Mit Branch and Cut Implementierungen wurden seit den 70er Jahren die besten Ergebnisse für TSP erreicht. Hervorzuheben sind die Arbeiten von Grötschel und Padberg (1977); Miliotis (1978); Grötschel und Padberg (1979b,a); Laporte

und Norbert (1980); Fleischmann (1985); Holland (1987); Grötschel und Holland (1991); Juenger et al. (1995); Appelgate et al. (1998). Auch VRP (Balinski und Quandt, 1964; Lysgaard et al., 2004; Fischetti et al., 2006) und PDP (Sol und Savelsbergh, 1994; Ruland und Rodin, 1997; Hernandez-Perez und Salazar-Gonzales, 2004; Ropke et al., 2007) sind erfolgreich mit diesem Ansatz gelöst worden, allerdings in weit kleineren Größenordnungen.

### Spaltengenerierung

Eine weitere Methode, die Terminierung des Baumes im Branch and Bound Verfahren möglichst schnell zu erreichen, ist die Generierung von Spalten in der LP-Relaxation. Die Grundüberlegung der Spaltengenerierung wurde bereits im Dekompositionsverfahren von Dantzig und Wolfe (1960) formuliert und wird in Kapitel 5.2.3 detailliert besprochen.

Man beginnt bei Modellen mit sehr vielen Variablen und relativ wenigen Ungleichungen mit einer gültigen Anfangslösung. Diese sollte aus vergleichsweise wenigen Spalten und somit auch wenigen belegten Entscheidungsvariablen bestehen. Nun versucht man neue Entscheidungsvariablen zu belegen (Spalten einzuführen bzw. zu generieren), so dass die bisherige Lösung verbessert wird. Der Name Spaltengenerierung ist in Verbindung mit der Koeffizientenmatrix zu sehen, in der jede Variable einer Spalte entspricht. Im Rahmen des Branch and Bound wird dies *Pricing-Problem* genannt, weil die neue Spalte in Bezug auf den Beitrag zum Ziel funktionswert bewertet wird. So wird in einem Minimierungsproblem beispielsweise diejenige Variable gesucht, die die Kosten maximal reduziert. Dies entspricht genau der Idee des Simplex-Algorithmus, bei dem die Variablen in die Basis aufgenommen werden, die die Lösung verbessern. Branch and Price Ansätze finden auch in der Tourenplanung Verwendung (Rao und Zions, 1968; Foster und Ryan, 1976; Orloff, 1976; Desrosiers et al., 1984; Agarwal et al., 1989; Desrochers et al., 1990; Dumas et al., 1991; Ribeiro und Soumis, 1994; Sol und Savelsbergh, 1994; Xu et al., 2003; Lu und Dessouky, 2004; Chen und Xu, 2006).

### Dynamische Programmierung

Abschließend möchte ich ein weiteres Entscheidungsbaumverfahren behandeln, die Dynamische Programmierung, erstmals vorgestellt von Bellman (1957, 1958). Sie beruht auf der Definition von Zuständen und möglichen Zustandsübergängen und baut auf diese Weise einen Entscheidungsbaum auf. Im Gegensatz zum Branch and Bound Algorithmus, der sukzessive Teilprobleme untersucht und den Entscheidungsbaum durch Verzweigen weiter vergrößert, generiert die Dynamische Programmierung in einer Iteration eine ganze Ebene (Stufe  $s$ ) des Entscheidungsbaums. Eine Stufe besteht aus mehreren Teilproblemen, den Zuständen (Zimmermann, 2005, S. 232).

Es ist hilfreich, die Komponenten der Dynamischen Programmierung nach Zimmermann (2005, S. 233) genauer zu definieren. Beispielhaft seien die Begriffe auf das TSP angewendet (Grünert und Irnich, 2005, S. 439f.).

- *Zustandsvariable*: Beschreibt den Zustand des Systems zu einem bestimmten Zeitpunkt bzw. der Stufe  $s$ . Bei TSP ist dieser determiniert durch eine Teilmenge von besuchten Knoten  $V^s \subseteq N$  und des letzten besuchten Knotens  $i \in V^s$ :  $z^s = \{V^s, i\}$ .
- *Stufe*: Eine Entscheidungsvariable wird hinsichtlich des Gesamtziels bestimmt. Auf jeder Stufe wird beim TSP zur Menge bereits besuchter Knoten  $V^s$ , ausgehend vom letzten besuchten Knoten  $i$ , ein weiterer Knoten  $j \notin V^s$  hinzugefügt ( $x_{ij}^s = 1$ ).
- *Zustandsübergang*: Funktion  $t^s$ , die den Systemzustand  $z^s$  anhand der gewählten Aktion in den Folgezustand  $z^{s+1}$  bei Vorwärts-, bzw.  $z^{s-1}$  bei Rückwärtskalkulation überführt:  $z^s = t^{s+1}(z^{s+1}, x_{ij}^{s+1})$ . Die Richtung, ausgehend vom End- oder Anfangszustand, wird dadurch vorgegeben, welcher Zustand vor Beginn der Planung bekannt ist. Bei TSP ist es daher egal, ob die Optimierung mit dem Ziel- oder Startknoten beginnt.
- *Entscheidungsvariable*: Dies ist der Freiheitsgrad des Entscheidungsmodells wie er bisher verwendet wurde. Beim TSP handelt es sich um die Entscheidung, auf Stufe  $s$  eine Kante zwischen den Knoten  $i$  und  $j$  zu befahren oder nicht ( $x_{ij}^s$ ).
- *Stufenerlös*: Durch den Zustandsübergang werden Kosten oder Erlöse  $f^s$  erzeugt, die abhängig sind von dem Vorzustand und der getroffenen Entscheidung:  $f^s(z^s, x_{ij}^s)$  mit  $s = 1, \dots, n$ . Die Kosten für die Befahrung der Kante  $[i, j]$  addieren sich in jeder der  $n$  Stufen auf die Gesamtkosten.
- *Gesamterlös*: Die gesamten Kosten oder der gesamte Erlös  $F^n$  aller  $n$  Stufen ergeben sich aus einer Folge von Entscheidungen, die aufgrund des Ergebnisses der Dynamischen Programmierung getroffen werden. Diese bezeichnet man als die optimale Politik:  $F^* = \sum_{s=1}^n f^s(z^s, x_{ij}^s)$ .

Anhand dieser Komponenten lässt sich das Modell der Dynamischen Programmierung für das TSP aufstellen. Das Gesamtziel  $F^n$  ist es, alle Knoten so zu verbinden, dass die Gesamtkosten minimal werden (4.44). Zu beachten ist die Fortschreibung des Systemzustands in Bedingung (4.45).

$$F^n = F(f^n(z^n, x_{ij}^n), f^{n-1}(z^{n-1}, x_{ij}^{n-1}), \dots, f^1(z^1, x_{ij}^1)) \rightarrow \min! \quad (4.44)$$

$$\text{so dass } z^s = t^{s+1}(z^{s+1}, x^{s+1}) \quad (4.45)$$

Die Grundüberlegung, warum die Kombination der Teilpolitiken zur Gesamtpolitik mit den dazu gehörigen Kosten optimal wird, liefert Bellman (1957). Sein Bellman'sches Optimalitätsprinzip besagt, dass eine optimale Politik aus optimalen Teilpolitiken besteht. Am Beispiel des TSP möchte ich dieses Prinzip erläutern. Für die Initialisierung gilt  $f(1, 0) = d(i, 0) \forall i \in S, S = N \setminus \{0\}, |N| = n$ , d.h. vom Startknoten 0 aus kann man alle anderen Knoten zu den Kosten  $d(i, j)$  erreichen (vollständiger Graph vorausgesetzt). In der ersten Iteration gibt es  $n - 1$  mögliche letzte besuchte Knoten, von denen aus wiederum  $n - 2$  besucht werden können, wobei bereits berechnete Teilwege wiederverwendet werden.

Das kleine Beispiel in Abbildung 4.6 zeigt anschaulich das Vorgehen bei Vorwärtsrekursion. Der Startknoten sei 0 und somit ist die Initialisierung bzw. die

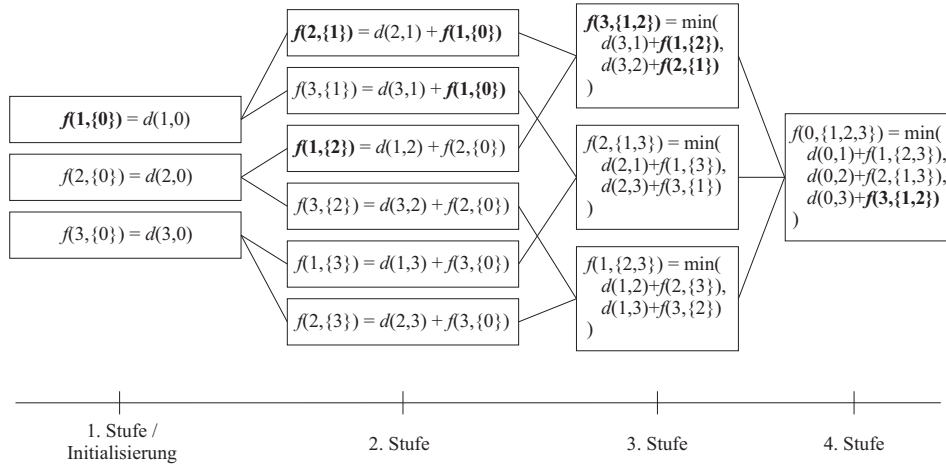


Abb. 4.6. Dynamische Programmierung und das TSP

erste Stufe durch die drei möglichen Wege  $(0, 1)$ ,  $(0, 2)$  und  $(0, 3)$  mit den jeweiligen Stufenkosten  $d(i, 0) = c_{i0} \forall i = 1, 2, 3$  gegeben. Die Kosten für  $f(1, \{0\})$  müssen nicht erneut berechnet werden und in Stufe 2 in die Rekursionsgleichung  $f(i, \{j\}) = d(i, j) + f(j, 0)$  eingesetzt. Selbiges gilt analog auch für Stufe 3 mit  $f(i, S) = \min\{d(i, j) + f(j, S \setminus \{j\}) : j \in S\}$ , wobei  $S$  die Menge noch zu besuchender Knoten darstellt. Im Beispiel bedeutet das, dass die Kosten  $f(2, \{1\})$  und  $f(1, \{2\})$  in der Rekursionsgleichung für die Berechnung der Kosten nach Knoten 3 einfließen. Die letzte Stufe enthält genau eine mögliche Menge  $S = \{1, 2, 3\}$  und terminiert somit das Verfahren. Die optimale Politik kann nun durch traversieren des Entscheidungsbaumes in entgegengesetzter Richtung abgelesen werden.

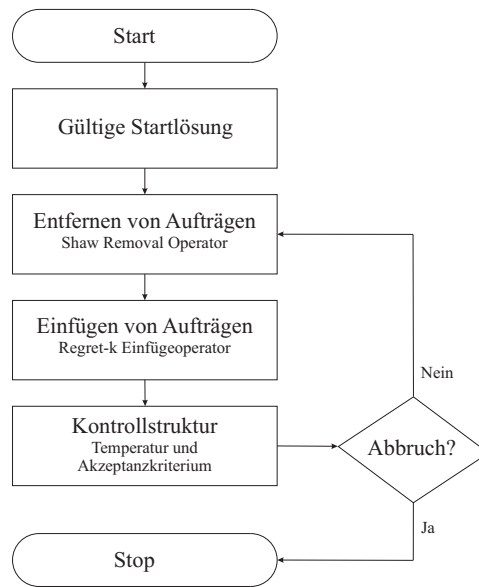
Die Wiederverwendung bereits berechneter Wege ist der Vorteil, der zu einer signifikanten Komplexitätsreduktion führt (Nemhauser, 1966) und die Anzahl der benötigten Rechenoperationen im Vergleich zur Enumeration drastisch senkt. Als Beispiel sei ein binäres Optimierungsproblem mit  $n = 50$  Variablen und  $j = 2$  möglichen Werten genannt. Hier gibt Nemhauser (1966)  $2 \dots 10^{16}$  Rechenoperationen für die Enumeration und 346 für die Dynamische Programmierung an. Weiteres Potenzial ergibt sich bei stark beschränkten Problemen, wie beispielsweise Tourenplanungsprobleme mit harten Zeitfenstern und Kapazitäten. Hier kann durch ein geeignetes Preprocessing die Dynamische Programmierung sehr effizient eingesetzt werden (Grünert und Irnich, 2005, S. 440ff.). Im Rahmen der Tourenplanung stellen Eilon et al. (1971); Psaraftis (1980); Christofides et al. (1981b); Carraway et al. (1989); Secomandi (2000); Godfrey und Powell (2002a,b) Implementierungen vor, die auf der Dynamischen Programmierung beruhen.

#### 4.2.2 Large Neighborhood Search

Aufgrund der Problemgröße des Teilproblems Tourenplanung im SCP ist die Metaheuristik Large Neighborhood Search (LNS) ein viel versprechendes Lösungsverfahren. Sie gilt in der Literatur als zur Zeit bestes Verfahren für stark beschränkte Tourenplanungsprobleme. Ropke und Pisinger (2006) haben sie auf Pickup and Delivery Probleme mit Zeitfenstern angewendet. Aus diesem Grund werde ich

während der Erläuterungen zur Funktionsweise auf die Adaption für mein Tourenplanungsproblem eingehen.<sup>7</sup>

Die LNS beruht auf dem Konzept des Simulated Annealing und der Überlegung, dass in stark eingeschränkten Tourenplanungsproblemen große Nachbarschaften und entsprechend komplexe Operatoren vorteilhaft sind. Meine Implementierung der LNS ist eng an die Vorschläge von Shaw (1997); Nanry und Barnes (2000); Ropke und Pisinger (2006) für die Operatoren, die Startlösung und die Kontrollstruktur angelehnt. In Grundzügen folgt die LNS dem Programmablaufplan in Abbildung 4.7. Der Bestimmung einer gültigen Startlösung folgen abwechselnd die Anwendung der Operatoren Shaw Removal und Regret- $k$  Insertion (Nachbarschaft). Anschließend wird jeweils die Lösung akzeptiert oder verworfen und die nächste Iteration beginnt. Eine Abbruchbedingung beendet die Metaheuristik.



**Abb. 4.7.** Programmablaufplan für die LNS

### Startlösung

Die Generierung der Startlösung ist angelehnt an die häufig genutzte sequenzielle Einfügeheuristik von Solomon (1987) für VRPTW und den Anpassungen an PDPTW von Nanry und Barnes (2000). Sie gilt als stabil im Sinne der Anwendbarkeit auf alle Instanzen und generiert in der Anpassung an PDP eine gültige Lösung. Algorithmus 1 zeigt die Vorgehensweise der Einfügeheuristik.

Die sequenzielle Einfügeheuristik wird aufgerufen mit der Menge an einzuplanenden Aufträgen  $TR$ , die aus Pickup- und Delivery-Orten bestehen (Zeile 1). Die folgenden Anweisungen werden ausgeführt, solange noch Aufträge in  $TR$  verfügbar sind (Zeilen 2 bis 16). Die Einfügeprozedur betrachtet jeweils die letzte

<sup>7</sup> Nach privater Kommunikation mit einem der Autoren (Stefan Ropke) ist eine Anwendung auf das GPDP durchaus erfolgsversprechend.

**Algorithmus 1** Sequenzielle Einfügeheuristik

---

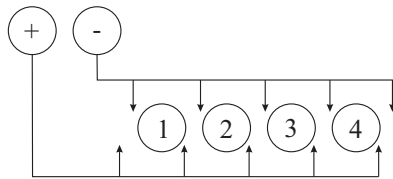
```

1: Function Einfuegen( $TR$ )
2: repeat
3:   Hole letzte bearbeitete Tour  $t_l$  von Tourenplan  $T$ 
4:   if  $t_l == \text{NULL}$  then
5:     Erzeuge neue leere Tour  $t_n$ 
6:     Füge  $t_n$  zu  $T$  hinzu
7:      $t_l = t_n$ 
8:   end if
9:   //Einfügen
10:  if Auftrag_hinzuzufuegen( $t_l, a$ ) == FALSE then
11:    Erzeuge neue leere Tour  $t_n$ 
12:    Füge  $t_n$  zu  $T$  hinzu
13:     $t_l = t_n$ 
14:  end if
15:  Auftrag_hinzuzufuegen( $t_l, a$ )
16: until Keine Aufträge mehr verfügbar
17: return  $T$ 

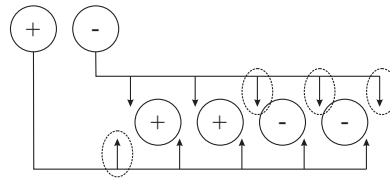
```

---

erzeugt Tour  $t_l$  im Tourenplan  $T$  (Zeile 3), ist diese nicht vorhanden so wird eine neue Tour  $t_n$  erzeugt (Zeile 4 und 5), dem Tourenplan hinzugefügt (Zeile 6) und als letzte Tour  $t_l$  gespeichert (Zeile 7). Diese Tour ist für das Einfügen des nächsten Auftrags  $a$  vorgesehen. Für ein Paar von Pickup- und Delivery-Knoten folgt die Einfügeposition des Delivery-Knotens immer auf die des Pickup-Knotens, um gültige Lösungen zu erhalten. Abbildung 4.8 zeigt Probleme mit den Einfügepositionen auf.



4.8.1: Mögliche Einfügepositionen



4.8.2: Gültigkeit der Lösung

**Abb. 4.8.** Sequenzielles Einfügen und die Vorrang-Bedingung

Die Vorrang-Bedingung wird beachtet, wenn die Einfügeposition des Pickup-Knotens immer weiter vorn in der Tour liegt als die des Delivery-Knotens. Mögliche Kombinationen sind beispielsweise Pickup nach Position 1 und Delivery an jeder anderen Position  $> 1$  (Abbildung 4.8.1). Darüber hinaus gilt es im SCP, die Fahrzeugkapazität von zwei Einheiten zu beachten. Drei direkt aufeinander folgende Pickup-Operationen, wie in Abbildung 4.8.2 durch die Kombination der Einfügeposition des Pickup-Knoten mit den sich daraus ergebenden verbotenen Delivery-Positionen (gestrichelten Ovale), sind nicht erlaubt.

In der Einfügeheuristik werden diejenigen gültigen Einfügepositionen gewählt, die die Länge der Tour am geringsten ansteigen lassen. Falls keine Einfügeoperation möglich ist (Zeile 10), erzeugt der Algorithmus eine neue Tour (Zeilen 11



bis 13) analog der zu (Zeilen 5 bis 7), in die dann endgültig der Auftrag zulässig hinzugefügt wird (Zeile 15). Die Einfügeheuristik gibt den initialen Tourenplan zurück (Zeile 17).

### Nachbarschaft

Die Nachbarschaft wird durch einen Operator erzeugt, der erstmals von (Shaw, 1997) vorgestellt wurde. Durch die große Anzahl an zu entfernenden Knoten existieren sehr viele Nachbarlösungen, daher der Name Large Neighborhood Search. Die Einfügepositionen bestimmt eine an das PDP angepasste Einfügeheuristik, die Potvin und Rousseau (1993) für das VRPTW vorgestellt haben: Regret- $k$  Insertion.

#### Shaw Removal

Die Grundidee des Shaw Removal Operators liegt darin, ähnliche Aufträge zu entfernen und umzuarrangieren. Dahinter steckt die Vermutung, dass ähnliche Aufträge in einem stark restringierten Problem dazu führen, mit höherer Wahrscheinlichkeit einen zulässigen Austausch zu vollziehen. Die Messung der Ähnlichkeit von Aufträgen hängt vom Problem ab und erfordert die Definition von Kriterien. Ropke und Pisinger (2006) schlagen die folgenden vier Kriterien vor:

- Entfernung der Pickup- und Delivery-Knoten zueinander
- Relative Position, die ein Knoten in der Tour einnimmt (z.B. der Zeitpunkt wenn das Fahrzeug diesen erreicht)
- Ladungsgröße bzw. die Kapazitätsnachfrage des Auftrags an das Fahrzeug
- Anzahl der Fahrzeuge, die diesen Auftrag transportieren können

Da das SCP eine homogene Flotte unterstellt und die Ladungsgröße für jeden Auftrag eine Einheit beträgt, kommen die ersten beiden Kriterien für den Shaw Removal Operator infrage. Die Ähnlichkeit  $Rel(a, b)$  eines Auftrags  $a$  zu einem Auftrag  $b$  mit Pickup- und Delivery-Knoten  $(r_a^+, r_a^-$  bzw.  $r_b^+, r_b^-)$  führt zu folgendem Ähnlichkeitsmaß:

$$Rel(a, b) = \omega_1(c_{r_a^+, r_b^+} + c_{r_a^-, r_b^-}) + \omega_2(|d_{r_a^+} - d_{r_b^+}| + |d_{r_a^-} - d_{r_b^-}|) \quad (4.46)$$

Der Parameter  $\omega_1$  gewichtet das Distanzkriterium (z.B.  $c_{r_a^+, r_b^+}$  als die Entfernung zwischen zwei Pickup-Knoten),  $\omega_2$  das Positionskriterium (z.B.  $d_{r_a^+}$  die Ankunftszeit an einem Pickup-Knoten). Die Funktionsweise des Operators beschreibt Algorithmus 2. Als Parameter benötigt er den aktuellen Tourenplan  $T$  und einige noch zu bestimmende Parameter  $(p, q, \omega_1, \omega_2)$  (siehe Zeile 1). Der Operator wählt zufällig einen Auftrag  $a$  aus der Menge aller Aufträge  $TR$  aus (Zeile 2) und speichert ihn in der Menge ausgewählter Aufträge  $TC$  (Zeile 3). Die Laufvariable  $i$  zählt die Anzahl bereits gewählter Aufträge (4). Sie wird mit jeder Iteration der Schleife (Zeilen 5 bis 12) erhöht, welche den Operator terminiert, wenn  $q$  Aufträge gewählt wurden.

In der Schleife wählt man einen beliebigen Auftrag aus  $TC$  aus (Zeile 6) und sortiert alle anderen Aufträge gemäß  $Rel(a, b)$  und Tourenplan  $T$  im Feld  $TS$  (Zeile 7). Ein weiterer Parameter  $p \geq 1$  sorgt dafür, dass der auszuwählende Auftrag

**Algorithmus 2** Shaw Removal Operator

---

```

1: Function Shaw_remove( $T, p, q, \omega_1, \omega_2$ )
2: Auftrag  $a \in TR$  zufällig auswählen
3: Menge gewählter Aufträge  $TC = \{a\}$ 
4: Laufvariable  $i = 1$ 
5: repeat
6:   Auftrag  $a \in TC$  zufällig wählen
7:   Sortiere Aufträge  $b \in TR \setminus TC$  gemäß  $Rel(a, b)$  in  $TS$ 
8:   Wähle zufällig  $u \in [0, 1)$ 
9:   Hole Auftrag  $b = TS[u^p]$  aus dem sortierten Feld
10:  Füge  $b$  zu gewählten Aufträgen hinzu  $TC = TC \cup b$ 
11:   $i++$ 
12: until  $q = i$ 
13: Entferne die gewählten Aufträge  $TC$  aus dem Tourenplan  $T$ 
14: return  $T, TC$ 

```

---

mit einem gewissen Zufallseinfluss sich an  $u^p$ -ter Position in der sortierten Liste befindet. Ein niedriger Wert für  $p$  führt somit zu einem größeren Zufallseinfluss. Die Variable  $u \in [0, 1)$  wird bei jedem Aufruf zufällig gewählt (Zeile 8). Die Auswahlentscheidung wird so lange wiederholt, bis die maximale Anzahl zu entfernender Knoten  $q$  erreicht ist (Zeile 9 und 10). Die gewählten Aufträge werden noch aus dem Tourenplan entfernt (Zeile 13), welcher dann zusammen mit diesen an die übergeordnete Kontrollstruktur zurückgegeben wird (Zeile 13).

*Regret- $k$  Insertion*

Die durch Shaw Removal aus dem Tourenplan  $T$  entfernten Aufträge arrangiert nun die Regret- $k$  Einfügeprozedur wieder in  $T$  ein. Diese Operation ist ähnlich der des Einfügeverfahrens zur Erzeugung der Startlösung. Im Gegensatz zum Einfügetest in die letzte betrachtete Tour erfolgt hier der Test in allen Touren aus  $T$ . Dazu geht der Regret- $k$  Einfügeoperator wie in Algorithmus 3 vor.

**Algorithmus 3** Regret- $k$  Einfügeoperator

---

```

1: Function Regret_insert( $T, TC, k$ )
2: repeat
3:   Prüfe Möglichkeiten Aufträge in Touren  $t \in T$  einzufügen und speichere die resultierenden Touren in  $T_{neu}$ 
4:   Bestimme die auszuwählende Nachbarlösung  $t_{neu}$ 
5:   Ersetze  $t \in T$  durch die entsprechende um den Auftrag erweiterte Tour  $t_{neu}$ 
6:   Streiche den Auftrag  $TC = TC \setminus \{a\}$ 
7: until  $TC = \emptyset$ 
8: return  $T$ 

```

---

Er wird aufgerufen mit der aktuellen Tour, den durch Shaw\_remove gewählten Aufträgen  $TC$  und einem Parameter  $k$ , der die Höhe des Bedauerns codiert (Zeile 1). Dessen Zweck wird im Folgenden noch beschrieben und führt einen vorausschauenden Aspekt in die Einfügeprozedur ein. So lange  $TC$  noch Aufträge

enthält, wiederhole folgende Schritte (Zeilen 2 bis 7): Für alle Aufträge aus  $TC$  werden die Einfügemöglichkeiten in den Tourenplan getestet (Zeile 3). Dadurch entsteht eine Menge an bewerteten Nachbarlösungen mit zulässigen Touren, die jeweils einen Auftrag aus  $TC$  enthalten. Nun kommt der Parameter  $k$  bei der Auswahl einer dieser Touren zur Anwendung. Die Kostendifferenz aus kostenminimaler Einfügeposition von Auftrag  $a$  und den Kosten für die Einfügung in die  $k$ -beste Tour sei  $\Delta f_{a,k}$ . Dieses Maß wird als Regret-Wert bezeichnet. Er beschreibt das Bedauern einer Einfügeoperation im Vergleich zu der bestmöglichen Einfügeoperation eines Auftrages. Ist  $k = 1$ , wird folglich die Einfügeposition gewählt, die die Länge des Tourenplans am wenigsten anwachsen lässt. Für alle Aufträge wird  $\Delta f_{a,k}$  bestimmt, in  $T_{neu}$  abgelegt und der Auftrag gewählt, der ihn maximiert (Zeile 4). Zeile 5 ersetzt die alte durch die neue ermittelte Tour  $t_{neu}$  und Zeile 6 streicht den gewählten Auftrag aus der Menge verfügbarer Aufträge  $TC$ . Als Rückgabeparameter liefert der Regret- $k$  Einfügeoperator den neuen zulässigen Tourenplan.

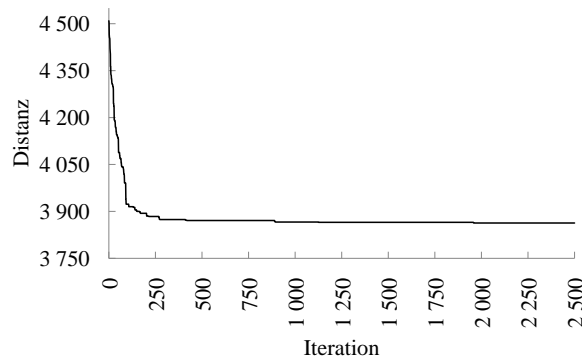
### Kontrollstruktur und Parameter

Als Kontrollstruktur nutzen Ropke und Pisinger (2006) Simulated Annealing. Metaheuristiken akzeptieren mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit auch schlechtere Lösungen. Der Simulated Annealing Ansatz nutzt in Analogie zum Abkühlungsverhalten fester Stoffe einen mit zunehmender Anzahl von Iterationen abnehmenden Temperaturparameter  $Temp$ . Zu Beginn der Prozedur werden schlechtere Lösungen mit höherer Wahrscheinlichkeit akzeptiert, um eine Diversifikation in der Suche zu ermöglichen. Zum Ende der Suche konzentriert sich das Verfahren dann auf Bereiche, in denen sehr gute Lösungen vermutet werden bzw. akzeptiert schlechtere Lösungen nur noch mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit. Es sei eine Abkühlungsrate von  $0 < g < 1$  gegeben. Durch den Vergleich des Zielfunktionswerts der aktuellen Lösung  $f(T_{cur})$  mit dem der letzten Lösung  $f(T)$  erhält man einen Wert für die Akzeptanzwahrscheinlichkeit  $p^a$  mit der die neue Lösung nicht verworfen wird:

$$p^a = e^{-(f(T) - f(T_{cur}))/Temp} \quad (4.47)$$

Die Anzahl der Iteration zur Verbesserung der Lösung sei  $max - I$ . Abbildung 4.9 zeigt den beobachteten typischen Verlauf der Lösungsqualität abhängig von der Anzahl der Iterationen für lokale Suchverfahren. Die mit 250 Iterationen ermittelte Anzahl ist ein guter Kompromiss aus Lösungsqualität und Rechenzeit für die gewählten Instanzen in den Fallbeispielen der Kapitel 6 und 7. Nach 250 Iterationen sind lediglich marginale Verbesserungen möglich.

Das Tourenplanungsproblem im SCP unterscheidet sich in einigen Eigenschaften vom Problem, das Ropke und Pisinger (2006) behandeln. Die Parameter  $p, k, \omega_1, \omega_2$  mussten demzufolge an die veränderte Problemstellung angepasst werden. Sie wurden systematisch in den von Ropke und Pisinger (2006) vorgeschlagenen Grenzen (Werte zwischen 3 und 9) während zahlreicher Experimente variiert. Dieses Vorgehen wird in der Literatur zu Metaheuristiken und auch von Ropke und Pisinger (2006) vorgeschlagen. Man erhält die Werte in Tabelle 4.4.



**Abb. 4.9.** Zielfunktionswertentwicklung in Abhängigkeit von der Anzahl an Iterationen bei der Large Neighborhood Search

**Tabelle 4.4.** Parameter für die LNS

Parameter	Erläuterung
$p = 6$	Zufallsparameter mit der ein Auftrag zur Entfernung gewählt wird
$4 \leq q \leq \min(u \cdot  TR )$	Anzahl der Aufträge, die durch den Shaw Removal Operator entfernt werden
$\omega_1 = 6$	Gewichtung des Einflusses der Distanz auf das Ähnlichkeitsmaß
$\omega_2 = 9$	Gewichtung des Einflusses der relativen Position der Pickup- und Delivery-Knoten auf das Ähnlichkeitsmaß
$k = 3$	$k$ -beste Einfügeposition
$TEMP$	Die Starttemperatur wird durch Analyse der Startlösung gewählt, die mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,5 eine 0,05% schlechtere Lösung akzeptiert.
$g = 0,99975$	Abkühlungsrate
$max - I = 250$	Anzahl an Iterationen

### Pseudocode

Mit diesen Parametern und den vorgestellten Operatoren beschreibt Algorithmus 4 den Ablauf der LNS. Diese wird in Zeile 1 durch Angabe einer Startlösung  $T$  aufgerufen, die sich aus dem Tourenplan der Einfügeheuristik ergibt, und den genannten Parametern. Dies ist zugleich die bisher beste bekannte Lösung  $T_{best}$  (Zeile 2). Solange die vorgegebene Anzahl an Iterationen nicht erreicht ist, führt LNS folgende Schritte aus (Zeilen 3 bis 14) und verringert die Temperatur  $TEMP$  (Zeile 13). Die aktuelle Lösung sei die letzte bekannte Lösung (Zeile 4), aus der  $q$  Aufträge mittels Shaw Remove Heuristik entfernt werden (Zeile 5, Algorithmus 2). Anschließend fügt die Regret Heuristik sie wieder in den Tourenplan ein und generiert so eine neue gültige Lösung (Zeile 6, Algorithmus 3). Wenn der neue Zielfunktionswert geringer als der der bisher besten Lösung ist, wird dieser abgespeichert (Zeilen 7 und 8). Wenn er das Akzeptanzkriterium (4.47) erfüllt, wird die Lösung für die weitere Verbesserung zwischengespeichert (Zeile 10 und 11). Der Algorithmus gibt

den besten gefunden Tourenplan zurück (Zeile 15).

---

**Algorithmus 4** Large Neighborhood Search
 

---

```

1: Function LNS(Solution  $T, p, k, g, \omega_1, \omega_2, q$ )
2: Solution  $T_{best} = T$ ;
3: repeat
4:    $T_{cur} = T$ ;
5:    $TC = \text{Shaw\_Remove}(T_{cur}, q, p, \omega_1, \omega_2)$ ;
6:    $T_{cur} = \text{Regret\_Insert}(T_{cur}, TC, k)$ ;
7:   if  $f(T_{cur}) < f(T_{best})$  then
8:      $T_{best} = T_{cur}$ ;
9:   end if
10:  if  $\text{Accepted}(T_{cur}, T) == \text{true}$  then
11:     $T = T_{cur}$ ;
12:  end if
13:   $TEMP = g * TEMP$ 
14: until  $max - I$ 
15: return  $T_{best}$ ;

```

---

Ropke und Pisinger (2006) schlagen weitere Parameter bezüglich der Auswahl aus mehreren Operatoren zum Entfernen und Einfügen von Aufträgen, variablen Parametereinstellungen und zufälligen Störeinflüssen vor. Sie diskutieren diese Erweiterungen und erreichen dadurch noch Verbesserungen im Bereich von wenigen zehntel Prozent gegenüber dem hier vorgestellten Algorithmus. Da in dieser Arbeit nicht das Design von Algorithmen für die Lösung von Tourenplanungsproblemen im Mittelpunkt steht, habe ich mich auf die Konfiguration beschränkt, die in vertretbarer Zeit stabil gute Ergebnisse liefert. Dadurch sind die Ergebnisse des Teilproblems Tourenplanung verlässlich und bergen keine Unsicherheit in Hinblick auf ihre Verwendung in Planungsansätzen, die das Gesamtproblem SCP lösen (Huth und Mattfeld, 2009).

### 4.3 Dynamische Modelle

Die Einbeziehung der Zeitdimension baut auf den Erkenntnissen der vorangegangenen Kapitel und die grundlegenden Bemerkungen aus den Kapiteln 3.3 und 3.4 auf. Folgende Definition in Anlehnung an Psaraftis (1988), Larsen (2001, S. 4f.) und Richter (2005, S. 23) beschreibt die dynamische Situation in der Tourenplanung:

*In der dynamischen Tourenplanung sind nicht die gesamten Informationen über Kunden, Aufträge, Fahrzeiten, etc. vor der Planung bekannt bzw. können sich während der Ausführung des Plans ändern. Aus diesem Grund kann es zu Umplanungen und angepassten Tourenplänen im Zeitverlauf kommen.*

Dynamische Modelle untergliedern sich auch bei der Tourenplanung in dynamisch-deterministische und dynamisch-stochastische. Aufgrund der Komplexität

von Entscheidungen in diesen kombinatorischen Optimierungsproblemen sind Modellformulierungen, die die Dynamik explizit einbeziehen, wenig verbreitet. Das SCP beinhaltet ein Problem der dynamischen Tourenplanung, weil Transportaufträge für mehrere Perioden berücksichtigt werden müssen. Die Auswirkungen auf die Modellierung diskutiert dieses Kapitel und im darauf folgenden Kapitel 4.4 werden Lösungsansätze vorgestellt.

#### 4.3.1 Anwendungsgebiete der dynamischen Tourenplanung

Durch über die Zeit auftretende oder sich verändernde entscheidungsrelevante Informationen wird aus einem statischen ein dynamisches Problem. Die am häufigsten behandelten Standardprobleme sind das Probabilistische TSP (PTSP), das Dynamische TSP (DTSP), das Stochastische VRP (SVRP), das Dynamische VRP (DVRP) und das Dynamische Dial-a-ride-Problem (DARP).

Als dynamische Komponenten sind alle Eingabedaten eines Tourenplanungsproblems denkbar.<sup>8</sup> Im Detail sind das die

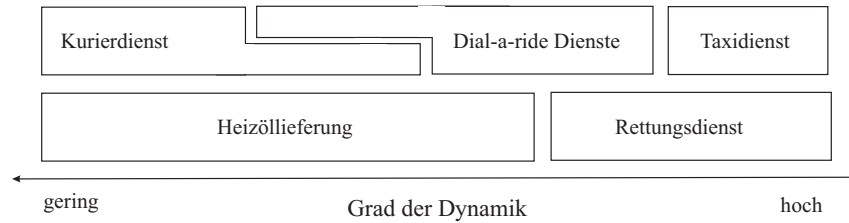
- *Kunden*, deren Standort und Anzahl. Dies ist die wohl am meisten untersuchte dynamische Komponente. Taxiunternehmen und Notfalldienste sehen sich beispielsweise mit diesem Problem konfrontiert.
- Die *Auftragsmenge* bei Kunden ist unbekannt ist. Bei der Auslieferung von Heizöl sind zwar meist die Kunden bekannt, allerdings nicht die Menge Heizöl, die sie benötigen.
- *Standzeit*, die z.B. bei Reparaturdiensten eine entscheidende Information darstellt. Sie macht einen bedeutenden Anteil der Gesamtarbeitszeit aus und legt fest, ob und wann der Mitarbeiter für eine weitere Disposition zur Verfügung steht.
- *Kundenzeitfenster* können in Anzahl und Größe variabel sein.
- *Kapazitäten*, die durch Ausfälle von Fahrzeugen oder Mitarbeitern unsicher sind.
- *Fahrzeiten*, die sich im Verlauf der Zeit deterministisch ändern können oder stochastischen Einflüssen, wie z.B. Staus, unterliegen.

Es wird eine große Anzahl an Praxisbeispielen für dynamische Tourenplanungsprobleme in der Literatur beschrieben. Abbildung 4.10 stellt einige nach dem Grad der Dynamik zusammen (Lund et al., 1996; Larsen, 2001; Larsen et al., 2002, 2008). Dieser wird als Quotient aus dynamisch auftretenden Aufträgen und allen Aufträgen verstanden. Darüber hinaus sind weitere dynamische Attribute denkbar (Larsen, 2001, S. 55ff.).

#### 4.3.2 Diskussion der Relevanz für das SCP

Die operationale Planungsentscheidung für das Teilproblem Tourenplanung aus Kapitel 4.1.2 kann für den Fall, dass Pickup- und Delivery-Orte mit Risiko behaftet sind, als dynamisch-stochastisches Tourenplanungsproblem aufgefasst werden.

<sup>8</sup> Vgl. hierzu die Übersicht von Richter (2005, S. 56f.).



**Abb. 4.10.** Grad der Dynamik in Tourenplanungsproblemen

Das daraus resultierende Modell ist jedoch sehr komplex. Da es sich bei der Tourenplanung um ein operationales Problem handelt, zielt die Planung meist auf eine Periode, z.B. einen Tag, ab. Innerhalb dieser Periode können jedoch Daten im Zeitverlauf erst bekannt werden. Somit erhält man wiederum ein dynamisch-stochastisches Tourenplanungsproblem. Bei Lösungsmethoden für solche Probleme wird der zeitliche Aspekt meist vernachlässigt. Dies führt dazu, dass ein einperiodiges und stochastisches Tourenplanungsproblem unterstellt wird. Der Grund für diese Vereinfachung liegt in der Tatsache, dass stochastische Daten meist sehr schwer zu beschaffen sind. Ob, wie hoch und wann beispielsweise eine realisierte Nachfrage anfällt, ist meist ungewiss.

Übertragen auf das SCP heißt dies wiederum, dass keine stochastischen Daten in der Tourenplanung benötigt werden. Für eine Periode sind Angebot und Nachfrage bekannte Größen. Erst im mehrperiodigen Fall können zukünftige Aufträge mit Risiko behaftet sein. Ein optimales Ergebnis im Sinne des Gesamtoptimums einer SCP-Instanz für den Fall risikobehafteter Aufträge würde ein dynamisch-stochastisches Tourenplanungsmodell voraussetzen. Die Komplexität dieses Modells wird durch die Dekomposition des SCP in Tourenplanung und Allokation reduziert, was mit hoher Wahrscheinlichkeit mit dem Auffinden lokaler Optima einhergeht. Dieser Aspekt wird allerdings durch die Umpositionierung von Ressourcen für die Durchführung der Tourenplanung und damit durch die taktische Planung berücksichtigt. Somit wird die Antizipation der mehrperiodigen Aspekte der Tourenplanung (zukünftige Transportaufträge) durch das Transportmodell für die Allokationen angestrebt. Mit der geschickten Verflechtung der beiden Teilprobleme wird in den Kapiteln 6 und 7 ein Weg aufgezeigt, der die angestrebte Antizipation realisiert.

### 4.3.3 Modellierung

Die große Anzahl an Problemeigenschaften veranlasste Powell, eine Taxonomie und Beschreibungssprache für Dynamische Ressourcen Scheduling Probleme zu entwickeln (Powell, 1998). Diese umfasst auch dynamische Tourenplanungsprobleme. Prinzipiell sind dynamisch-deterministische und dynamisch-stochastische Probleme zu unterscheiden.

#### Deterministische Modelle

Deterministische Modelle treten im Rahmen der dynamischen Tourenplanung auf, wenn alle entscheidungsrelevanten Daten bekannt sind oder Unsicherheit bzw. Ri-

siko unberücksichtigt bleiben. Diese Probleme können durch ein Simultan- oder Rekursivmodell modelliert werden. Sind alle Daten bekannt und mehrere Perioden zu planen, handelt es sich um ein dynamisch-deterministisches Tourenplanungsproblem. Mathematische Modelle bilden dies durch einen Index ab, der die Periode repräsentiert für die eine Entscheidung getroffen werden soll. Allerdings sind operationale Fragestellungen für mehrere Perioden, z.B. Tage, unüblich. Ich möchte drei Situationen näher erläutern:

- Ein Sonderfall dynamisch-deterministischer Modelle sind periodische Tourenplanungsmodelle (vgl. auch Morphologie von Tourenplanungsproblemen in Kapitel 4.1.1 und (Christofides und Beasley, 1984; Russell und Gribbin, 1991; Francis et al., 2008)). Bei Problemen dieser Kategorie ist die Periode, in der ein Kunde besucht werden soll, Bestandteil der Entscheidung. Alle entscheidungsrelevanten Daten liegen deterministisch vor. Eine Erweiterung bilden Inventory-Routing-Modelle, bei denen die Höhe des Bestandes einer Ware beim Kunden mit in die Entscheidung eingeht (Trudeau und Dror, 1992; Campbell et al., 1998; Kleywegt et al., 2002).
- Zeitabhängige Fahrzeiten: Die Tourenplanung wird beispielsweise für einen Tag durchgeführt, wobei zu verschiedenen Zeiten unterschiedlichen Fahrzeiten zwischen den Knoten auftreten können. In ein Modell müssten diese Daten über mehrere Distanzmatrizen einfließen und überdies noch der Zeitpunkt eines Tourenabschnitts berücksichtigt werden. Die Komplexität des Problems steigt dadurch stark an, weshalb dieser Problemtyp bisher lediglich mit Heuristiken gelöst wurde (Ichoua et al., 2003; Fleischmann et al., 2004a).
- Ein dynamisches Problem, dass nicht als Gesamtmodell formuliert wird, zerfällt situationsbedingt in mehrere Perioden (Winter, 1999; Krumke, 2001; Le-Anh und Koster, 2005; Jaillet und Wagner, 2006, 2008). Die erste Periode führt zu einem statisch-deterministischen Tourenplanungsmodell, das relativ einfach zu lösen ist. Treffen nun neue Daten ein, ist die Datenbasis des Problems der ersten Periode veraltet und die Lösung ggf. unzulässig. Es entsteht ein neues statisch-deterministisches Tourenplanungsmodell. Abhängig von dem Intervall, in dem neue Daten bekannt werden und den Anforderungen an die Reaktion durch den Planer sind sehr schnelle Algorithmen notwendig (Fleischmann et al., 2004b). Für dieses Szenario kann das zuvor eingeführte *Modell<sub>GPDP</sub>* verwendet werden.

Modelle für Probleme dieser Klasse basieren auf dem Prinzip des rollierenden Planungshorizonts. Entscheidungen werden für einen Teil der erwarteten Perioden getroffen, nämlich genau für die, deren Planungsdaten gerade aktuell sind. Nach einer bestimmten Zeit, meist einer Periode, verschiebt sich der Planungshorizont in die Zukunft. Die in Kapitel 4.1.1 vorgestellten Tourenplanungsmodelle müssen ggf. an diesen Planungsansatz angepasst werden. Angenommen, ein Tourenplan wurde mit *Modell<sub>GPDP</sub>* erzeugt und die Fahrzeuge befinden sich auf der zugewiesenen Route. Dynamisch tritt während der Planausführung ein neuer Kunde auf und die Reoptimierung soll das Fahrzeug einbeziehen. Dieses befindet sich aber nicht mehr im Depot, sondern bei einem anderen Kunden. Dem Fahrzeug kann durch



das GPD ein neues Depot zugewiesen werden. Im Modell zum PDP sind diese Eigenschaften über Manipulationen in der Distanzmatrix zu erreichen.

## Stochastische Modelle

Wie bereits angesprochen, stellen stochastische Tourenplanungsmodelle keine Option für das SCP dar. Aus Gründen der Vollständigkeit sei hier auf den Umgang mit der Stochastik in Tourenplanungsmodellen verwiesen. Dahingegen spielt die Stochastik im Teilproblem Allokation eine sehr wichtige Rolle. Die Strategien zur Modellbildungen nach Powell et al. (1995b, S. 257) stelle ich hier in einer Übersicht vor und greife sie bei der Modellierung von stochastischen Transportproblemen in Kapitel 5.1.4 und 5.3.2 wieder auf.

### *Kurzsichtige Modelle*

Die gesamten nicht-deterministischen Daten werden vernachlässigt und stehen erst in zukünftigen Planungsperioden zur Verfügung. Man erhält ein (unvollständiges bzw. vorläufiges) deterministisches Modell. Im Rahmen der statischen Lösungsansätze spielt diese Möglichkeit eine große Rolle (ab Seite 110).

### *Deterministische Modelle*

Die Stochastik beschränkt sich auf Vorhersagen, die dann als deterministische Werte in die entsprechenden Modelle eingehen. Damit können die in Kapitel 4.1.1 vorgestellten Modelle verwendet werden (vgl. Erwartungswertmodell auf Seite 126).

### *Chance-Constrained Modelle*

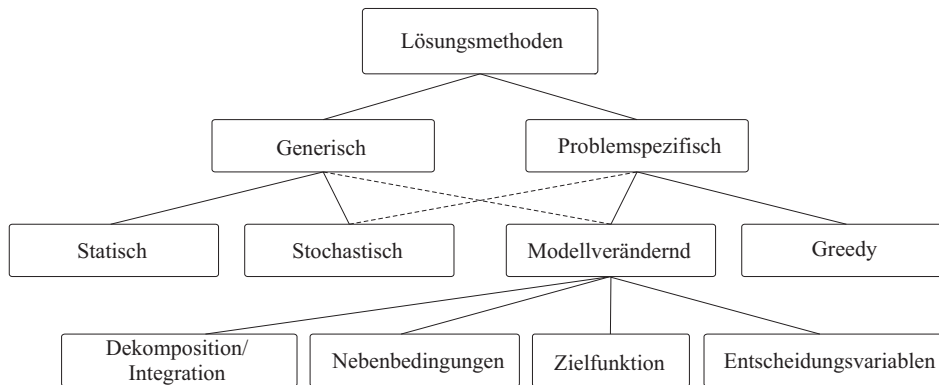
Mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit soll garantiert werden, dass eine Nebenbedingung erfüllt ist (vgl. Kapitel 5.1.4).

### *Stochastische Programmierung*

Stochastik berücksichtigende Modelle werden für die Tourenplanung als stochastische Programme formuliert (Stewart und Golden, 1983; Gendreau et al., 1995). Die Stochastische Programmierung ist ein Teilgebiet der Nichtlinearen Programmierung. Durch die Berücksichtigung zukünftiger Entwicklungen innerhalb mathematischer Modelle entstehen nichtlineare Zielfunktionsterme. Meist geschieht dies durch die Bestrafung von Fehleinschätzungen bezüglich der stochastischen Variable (vgl. Kapitel 5.1.4). Dadurch wird eine Entscheidung in der aktuellen Periode unter Berücksichtigung von Ereignissen der Zukunft ermöglicht. Diese Modelle sind lediglich in sehr kleinen Größenordnungen exakt lösbar (z.B. bei Seguin (1994); Laporte et al. (2002)). Alternativ werden aus deterministischen Problemen bekannte Heuristiken adaptiert (Tillman, 1969; Stewart und Golden, 1983). Es ist möglich, Probleme dieser Klasse durch das Vernachlässigen der Stochastik in dynamisch-deterministische Probleme zu überführen.

## 4.4 Lösung dynamischer Entscheidungssituationen

In Kapitel 3.4.3 wurde eine Klassifikation von Lösungsmethoden für dynamische Entscheidungsprobleme vorgestellt. Für die dynamische Tourenplanung existiert eine solche einheitliche, methodenorientierte Sicht nur in Ansätzen. Deshalb soll an dieser Stelle anhand verschiedener Übersichten zu dynamischen Tourenplanungsmodellen und -verfahren die Literatur in dieses Schema eingeordnet werden. Mit Abbildung 4.11 stelle ich dieses Klassifikationsschema zur Übersicht nochmals voran. Auf die verwendete Übersichtsliteratur sei hiermit verwiesen (Dror et al., 1993; Laporte und Osman, 1995; Bertsimas und Simchi-Levi, 1996; Powell et al., 1995b; Psaraftis, 1995; Seguin et al., 1997; Bianchi, 2001; Larsen, 2001; Powell et al., 2001; Mahmassani, 2002; Brotcorne et al., 2003; Ghiani et al., 2003; Powell, 2003; Giaglis et al., 2004; Flatberg et al., 2005; Richter, 2005).



**Abb. 4.11.** Lösungsmethoden für dynamische Tourenplanungsprobleme

### 4.4.1 Statische Ansätze

Wenn statische Verfahren für dynamische Probleme zum Einsatz kommen sollen, müssen diese bei sich ändernder Datenlage wiederholt auf einem rollierenden Planungshorizont ausgeführt werden. Bei diesen Prozeduren kann es sich um Konstruktions- oder Verbesserungsverfahren handeln. Jede Ausführung wird als Re-Optimierungsschritt bezeichnet. Wann diese stattfinden, ist Thema der wissenschaftlichen Diskussion. Es besteht die Möglichkeit der intervallbasierten und ereignisdiskreten Vorgehensweise. Weitergehende Überlegungen hierzu sind in Kilby et al. (1998) beschrieben.

Bei statischen Verfahren unterscheidet die Literatur Zuordnungsregeln, Zuordnungs-, Einfüge- und Verbesserungsverfahren (Gendreau et al., 1998; Sandvoß, 2002; Du et al., 2004; Fleischmann et al., 2004a). Die Tabellen 4.5 und 4.6 fassen jeweils die relevante Literatur zusammen.

Unterscheidungskriterien sind zum einen die Komplexität und zum anderen der Planungshorizont für offene Aufträge, die in die Optimierung einbezogen werden.

**Tabelle 4.5.** Literaturübersicht zu Konstruktionsverfahren für die dynamische Tourenplanung

Zuordnungsregeln
Tillman (1969); Daganzo (1978); Stein (1978); Minkoff (1985); Ryzin (1991); Bertsimas und van Ryzin (1991, 1993a,b); Xu (1994); Gendreau et al. (1998); Powell et al. (2000); Larsen et al. (2002); Zografos et al. (2002); Du et al. (2004); Fleischmann et al. (2004a); Haghani et al. (2004); Jaillet und Wagner (2004); Larsen et al. (2004); Le-Anh und Koster (2005); Yang et al. (2005); Jaillet und Wagner (2006)
Zuordnungsverfahren
Daganzo (1978); Brown und Graves (1981); Shen et al. (1995); Gendreau et al. (1998); Yang et al. (1999); Swihart und Papastavrou (1999); Powell et al. (2000); Larsen et al. (2002); Haghani et al. (2004); Du et al. (2004); Fleischmann et al. (2004a); Kilby (2004); Le-Anh und Koster (2005); Yang et al. (2005); Teng et al. (2006)
Einfügeverfahren
Kolesar und Walker (1974); Dror und Trudeau (1986); Malandraki und Daskin (1992); Bouzaiene-Ayari et al. (1993); Shen et al. (1995); Madsen et al. (1995); Savelsbergh und Goetschalckx (1995); Lund et al. (1996); Gendreau et al. (1998); Shieh und May (1998); Fu und Teply (1999); Weintraub et al. (1999); Yang et al. (2000); Krumke et al. (2002); Slater (2002); Zografos et al. (2002); Bent und van Hentenryck (2004b); Dorer und Calisti (2004); Du et al. (2004); Fleischmann et al. (2004a); Yang et al. (2005); Hiller et al. (2006); Potvin et al. (2006); Doerner et al. (2008)

- *Zuordnungsregeln:* Zuordnungsregeln weisen freien Fahrzeugen neue Aufträge zu. Stehen keine Fahrzeuge zur Verfügung, werden neue Aufträge einer Warteliste hinzugefügt.
- *Zuordnungsverfahren:* Zuordnungsverfahren weisen Aufträge zu Fahrzeugen simultan und über alle Fahrzeuge bzw. Aufträge zu. Davon sind Aufträge, die sich bereits in der Ausführung befinden, ausgenommen. Tabelle 4.5 fasst die relevante Literatur zusammen.
- *Einfügeverfahren:* Einfügeverfahren können nicht nur Aufträge den aussichtsreich erscheinenden Fahrzeugen zuordnen, sondern diese auch in bereits geplante Touren einfügen. Tabelle 4.5 fasst die relevante Literatur zusammen.
- *Verbesserungsverfahren:* Als Re-Optimierungsverfahren werden Verbesserungsverfahren vorgeschlagen, die aus der statischen Optimierung bekannt sind (vgl. Kapitel 4.2). Es ist zu beachten, dass Verbesserungsverfahren auf bereits konstruierte Lösungen aufbauen. Die hier aufgeführten Beiträge können meist auch zu einem der zuvor beschriebenen Verfahren zugeordnet werden.

#### 4.4.2 Stochastische Ansätze

Powell et al. (1995b, S. 190f.) fassen sieben generelle Ansätze zusammen, mit Stochastik in der Tourenplanung umzugehen. Tabelle 4.7 fasst die relevante Literatur

**Tabelle 4.6.** Literaturübersicht zu Verbesserungsverfahren für die dynamische Tourenplanung

<i>k</i> -opt Familie
Kolesar und Walker (1974); Savelsbergh und Goetschalckx (1995); Shieh und May (1998); Kilby et al. (1998); Yang et al. (2000); Slater (2002); Bent und van Hentenryck (2003); Du et al. (2004); Angelelli et al. (2005); Hashimoto et al. (2006); Hiller et al. (2006); Potvin et al. (2006); Campbell und Thomas (2009)
Metaheuristiken
Rego und Roucairol (1995); Gendreau et al. (1996b); Chuin und Ming (1998); Gendreau et al. (1998, 1999a); Jih und Hsu (1999); Gendreau et al. (2001); Guntsch und Middendorf (2002); Montemanni et al. (2002); Randall (2002); Ichoua et al. (2003); Attanasio et al. (2004); Bent und van Hentenryck (2004a); Fleischmann et al. (2004a); Gutenschwager et al. (2004); Pankratz (2004); Haghani und Jung (2005); Fabri und Recht (2006); Ak und Erera (2007); Barkaoui et al. (2008); Donati et al. (2008)
Agenten-basierte Verfahren
Bohnenberger (1996); Fischer et al. (1996); Zhu und Ong (2000); Dorer und Calisti (2004, 2005); Mes et al. (2007)
Spaltengenerierung / Branch and Bound
Savelsbergh und Sol (1998); Teng et al. (2006); Chen und Xu (2006) / Krumke et al. (2002); Kenyon und Morton (2003); Hvattum et al. (2007); Doerner et al. (2008)
Dynamische Programmierung
Psaraftis (1980); Minkoff (1985); Carraway et al. (1989); Malandraki und Daskin (1992); Fagerholt und Christiansen (2000); Caramia et al. (2002); Godfrey und Powell (2002a,b); Kim et al. (2005); Andretta und Lulli (2008); Mes et al. (2008); Androutsopoulos und Zografos (2009); Li et al. (2009); Tatarakis und Minis (2009)
Andere Verfahren
Bell (1983); Powell et al. (1995a); Subramanian (1997); Powell und Carvalho (1998); Weintraub et al. (1999); Cheung und Muralidharan (2000); Miller-Hooks und Mahmassani (2000); Secomandi (2000); Chiu und Mahmassani (2002); Erera und Daganzo (2003); Beraldi et al. (2005); Yang et al. (2005); Figliozzi et al. (2007); Angelelli et al. (2008); Pavone et al. (2008); Woensel et al. (2008); Jotshi et al. (2009); Ghiani et al. (2009)

zusammen. Es sei auf die detaillierte Erörterung im Rahmen der Transportplanung in Kapitel 5.4.3 verwiesen.

- **Lineare Programmierung:** Alle dynamischen Tourenplanungsprobleme lassen sich entweder von vornherein durch Umformung oder durch vereinfachende Annahmen als lineare mathematische Modelle formulieren und sind damit zugänglich für entsprechende Lösungsmethoden. Auch wenn die linearen Programme sehr groß werden können, gibt es doch spezialisierte Methoden, diese zu lösen. Diese Ansätze werden in Kapitel 5.2.3 und Kapitel 5.4.3 vorgestellt.

- Chance-Constrained Programmierung: Vergleiche Kapitel 5.1.4.
- Stochastische Programmierung: Vergleiche Kapitel 5.1.4.
- Stochastische Gradienten-Methode: Eine Auswahl zukünftiger Szenarien führt zu Gradienten, die zur Lösung des Problems der aktuellen Periode herangezogen werden. Die approximierten Kosten dieser Szenarien bilden die Grundlage für die Entscheidung der Gegenwart (vgl. Kapitel 5.4.3).
- Approximation stochastischer Programme: Das ursprüngliche stochastische Programm wird approximiert und damit vereinfacht. Meist beinhaltet die Approximation die Anpassung des Recourse-Terms. Beispielsweise wird ein Modell durch die Annahme einer festen Strafzahlung im Recourse-Term gegenüber nichtlinearen Kosten wesentlich vereinfacht (vgl. Kapitel 5.1.4 und 5.4.3).
- Markov-Entscheidungsprozess: Für diesen Ansatz existiert sehr wenig Literatur. Modelltheoretische Diskussion sind in (Minkoff, 1993; Dror und Powell, 1993) zu finden (vgl. Kapitel 5.4.3). Erste Implementierungen für dynamisch-stochastische Netzwerke erfolgten durch Godfrey und Powell (2002a,b); Kim et al. (2005); Lam et al. (2007). Die Tourenplanung wird derzeit noch nicht mit solchen Methoden gelöst.
- Regelungstheorie: Probleme werden explizit kontinuierlich betrachtet. Ein Regelkreis bewirkt eine periodige oder kontinuierliche Anpassung an eine sich ändernde Umwelt (Störgrößen). Dies ist ein für die Tourenplanung kaum diskutierter Ansatz (Slyke und Wets, 1969; Weinmann, 2000).

**Tabelle 4.7.** Literaturübersicht stochastische Ansätze

---

Golden und Yee (1979); Stewart und Golden (1983); Dror und Trudeau (1986); Powell (1986); Dror et al. (1989); Laporte et al. (1989); Bertsimas und van Ryzin (1991); Bastian und Kan (1992); Bertsimas (1992); Bouzaïene-Ayari et al. (1993); Dror und Powell (1993); Dror (1993); Minkoff (1993); Xu (1994); Gendreau et al. (1995); Laporte und Louveaux (1998); Miller-Hooks und Mahmassani (2000); Yang et al. (2000); Verveij et al. (2003); Gao (1994); Huisman et al. (2004); Thomas und White III (2004); Beraldi et al. (2005); Lium et al. (2005); Hvattum et al. (2006); Campbell und Thomas (2008); Novoa und Storer (2008)

---

#### 4.4.3 Greedy-Ansätze

In der Literatur existieren mehrere Möglichkeiten, mit problemspezifischem Wissen im Rahmen der Greedy-Ansätze umzugehen. In jedem Fall sind diese für jeden Problemtyp oder sogar für bestimmte Instanzen zu testen. Ihre Allgemeingültigkeit kann lediglich durch umfangreiche rechnergestützte Studien nachgewiesen werden. Dennoch erzielen die folgenden heuristischen Überlegungen gute Ergebnisse.

##### *Warteheuristiken*

Unter gewissen Umständen erweist es sich als vorteilhaft, nach Erfüllung eines Kundenauftrages, die aktuelle Position nicht sofort wieder zu verlassen. Eine be-

stimmte Wartezeit auf dieser Position versetzt das Fahrzeug zukünftig in eine bessere Ausgangssituation für weitere Fahrten (Larsen et al., 2004; Mitrovic-Minic und Laporte, 2004; Branke et al., 2005; Ichoua et al., 2006; Thomas, 2007).

#### *Repositionierung*

Wenn ein Fahrzeug nicht mit dem Abarbeiten von Aufträgen beschäftigt ist, können Repositionierungsfahrten von Vorteil sein. Sie versetzen das Fahrzeug für spätere Situationen in eine bessere Ausgangslage, weil zeitaufwendige und ggf. teure Leerfahrten beim Eintreffen neuer Aufträge entfallen oder verringert werden (Ichoua et al., 2004; Larsen et al., 2004; Ghiani et al., 2009).

#### *Umlenkung*

Hemert und Poutre (2004); Ichoua et al. (2004) schlagen die Umlenkung von Fahrzeugen zu Clustern vor, die aktuell keine Kundennachfragen aufweisen, deren Auftreten in nächster Zeit aber wahrscheinlich ist. Eine Fahrt in diese Cluster, bevor die Kundenanfrage auftritt, kann für den gesamten Tourenplan eine Verbesserung bedeuten. Diese Strategie ist vor allem bei Tourenplanungsproblemen mit Zeitfenstern erfolgreich. Campbell (2006) wählt einen Ansatz für PTSP, bei denen gezielt Kunden in Clustern aggregiert werden, um die Komplexität des stochastischen Problems zu senken.

#### *Auftragsfreigaben*

Auftragsfreigaben an Fahrzeuge müssen erfolgen, bevor zum Auftrag zugehörige Orte angefahren werden können. Mit der Bestimmung dieses Zeitpunkts beschäftigen sich Kilby et al. (1998). Eine Regel, wann die zentrale Planung an die Fahrzeuge weitergegeben wird, muss im Voraus bekannt sein.

### **4.4.4 Modellverändernde Ansätze**

Der Modellveränderung liegt die Idee zugrunde, dass Abweichungen vom myopischen Optimum einen Nutzen für die dynamische Problemstellung stiften. Das bedeutet für das kurzfristige Optimierungsziel von Modellen bei der rollierenden Planung eine Anpassung der Modellstruktur bzw. der Modellparameter durch Antizipation des Systemverhaltens. Für dieses Ziel sind Kenntnisse über Wirkungszusammenhänge im Problem notwendig (Schneeweiß, 2003). In einem mathematischen Modell kann problemspezifisches Wissen auf drei Arten integriert werden:

- Veränderung und/oder Hinzufügen von Nebenbedingungen
- Veränderung der Zielfunktion
- Einführung von Entscheidungsvariablen

In jedem dieser Fälle wird die Entscheidungsfunktion des Planers im Minikoff'schen Modell verändert (vgl. Kapitel 3.3.2 und 3.4.3). Bei der ersten Möglichkeit ist zu beachten, dass der Lösungsraum durch das *Hinzufügen von Nebenbedingungen* unter Umständen eingeschränkt wird. Dies ist somit die stärkere Variante

der Modellveränderung. Durch Hinzufügen einer Kapazitäts-Nebenbedingung sind nicht mehr alle Konstellationen von Variablenbelegungen erreichbar.

Demgegenüber steht die *Anpassung der Zielfunktion* z.B. durch Strafkosten für die Unterschreitung der festgelegten Restkapazität. Alle Lösungen sind noch erreichbar, manche jedoch zu höheren Kosten. Die Lösung ist vom Zustand des Systems abhängig, nicht jedoch von vorab zusätzlich definierten Nebenbedingungen.

Das *Hinzufügen von Entscheidungsvariablen* bewirkt hingegen eine Vergrößerung des Lösungsraumes. Gibt es beim TSP neben der 0-1-Entscheidung für die Verbindung von zwei Orten weitere Entscheidungsvariablen, so sind alle Lösungen des einfachen TSP erreichbar. Darüber hinaus ist z.B. noch die Nutzung weiterer Fahrzeuge codiert. Es kommen demzufolge Lösungen hinzu, in denen die Knoten zwischen den Fahrzeugen aufgeteilt werden.

In den letzten Jahren wurde verstärkt auf dem Gebiet der modellverändernden Ansätze geforscht. Schönberger und Kopfer (2007, 2009) führen Entscheidungsvariablen für das Outsourcing von Dienstleistungen im Fall von Überlastsituationen bei einem Traveling Repairman Problem ein. Gutenschwager et al. (2003) formulieren eine Ersatzzielfunktion, um der Problematik dynamischer Einflüsse auf die Ausführung ex-ante ermittelter Pläne entgegenzuwirken. Da diese Pläne häufig nicht komplett ausgeführt werden, erscheint es sinnvoll, in kürzeren Zeitabschnitten als der Planungsperiode zu denken. Aus der Analyse ihrer Problemstellung ging hervor, dass der erste Ort in der Lösung besondere Berücksichtigung finden sollte. Durch einen zusätzlichen Term in der Zielfunktion wurde dies erreicht und die Lösungsgüte verbessert. Chuin und Ming (1998) verändern die Zielfunktion um einen Flexibilitätsterm. Dieser bevorzugt Lösungen, bei denen Aufträge in einem bestimmten Bereich des verfügbaren Zeitfensters abgearbeitet werden. Die Autoren weisen nach, dass robustere Lösungen durch diese Vorgehensweise erzielt werden können.

#### 4.4.5 Diskussion in Hinblick auf das SCP

Das Teilproblem Tourenplanung im SCP ist ein dynamisches Tourenplanungsproblem, da mehrere Perioden zu berücksichtigen sind. Weder für den Fall, dass deterministische Aufträge vorliegen noch für stochastische Aufträge ist es möglich, eine Gesamtlösung in akzeptabler Zeit und Qualität zu berechnen. Ich folge der Literatur, indem ein statisches Lösungsverfahren an die dynamische Problemstellung angepasst wird. Im Rahmen von rollierender Planung wird das Problem periodenweise durch eine Konstruktionsheuristik und ein Verbesserungsverfahren berechnet (vgl. Kapitel 4.2.2). Dieses Vorgehen ist somit den *statischen Ansätzen* zuzuordnen. Es ergeben sich aufgrund der Problemstruktur im SCP jedoch Möglichkeiten, die Dynamik in die Tourenplanung einfließen zu lassen. Dies hatte ich bereits bei der Einführung des Klassifikationsschemas in Kapitel 3.4.3 diskutiert. Über das taktische Teilproblem der Allokation können Informationen über zukünftige Aufträge in die Tourenplanung einfließen. Mit *Modellveränderung* durch Dekomposition des Gesamtproblems (SCP) in die genannten Teilprobleme und die anschließende Re-Integration beschäftigt sich Teil III dieser Arbeit detailliert.





## Transportplanung

Das Transportproblem ist charakterisiert durch die folgende Aufgabenstellung:

*Ein homogenes Gut ist von  $m$  Versendern zu  $n$  Empfängern zu transportieren. Die Transportkosten pro Mengeneinheit sind für jeden Transportweg Versender-Empfänger gegeben. Jeder Empfänger hat einen individuellen Bedarf. Die Angebotsmengen der Versender sind vorgegeben. Bestimme den kostenminimalen Transportplan.* (Feige und Klaus, 2008, S. 149)

Der Planer sieht sich, verglichen mit der Tourenplanung, einer aggregierten Fragestellung gegenübergestellt. Güterflüsse werden als Direkttransporte ohne explizite Zuordnung zu Fahrzeugen geplant.

Die betroffenen Entscheidungsebenen werden in der Literatur uneinheitlich benutzt. Dejax und Crainic (1987) betonen dies in ihren Ausführungen. Einerseits können die ermittelten Güterflüsse im Rahmen der operationalen Planung sofort umgesetzt werden. Ein Beispiel dafür ist die Belieferung von Warenhäusern durch ein Zentrallager. Andererseits dient die Ermittlung der Güterflüsse und damit der Angebots- und Nachfrageorte beispielsweise der Linienplanung im Rahmen der taktischen Planung. Es liegt nicht zuletzt im Auge des Betrachters, auf welcher Entscheidungsebene ein Problem anzusiedeln ist. Aus dem Blickwinkel der Fahrzeugsteuerung im SCP ist der Ausgleich der leeren Wechselcontainer im Netzwerk längerfristig angelegt und daher der taktischen Planungsebene zuzuordnen. Die Modellierung und verschiedenste algorithmische Ansätze zur Lösung des Allokationsproblems sind Inhalt dieses Kapitels.

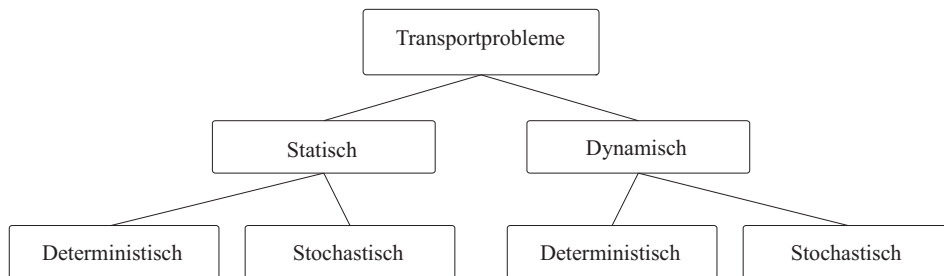
Beim Transport wird ein signifikant hoher Anteil der zum Transport verwendeten Ressourcen leer bewegt. Das bedeutet, dass die Steigerung der Ausnutzung der Ressourcen und die Verringerung der leer zurückgelegten Distanzen wesentlich zur Effizienzsteigerung im Gütertransport beitragen können (vgl. die Abbildungen 2.3 und 2.4). Folgende Untersuchungen von Praktikern und Forschern unterstützen diese These:

- Schweizer Schienenverkehr: 12.000 leere Frachtwaggons verschiedenen Typs werden täglich zwischen 850 Stationen bewegt. (Herren, 1977)

- U.S. amerikanischer Schienenverkehr: Geschätzte 40% der durchschnittlichen Fahrzeit eines Fahrzeuges sind Leerfahrten. (Mendiratta, 1981)
- Deutscher Schienenverkehr: Auf Leerwagenkilometer entfallen 32% der gesamten gefahrenen Wagenkilometer. (Kessel+Partner, 1998) und (Aberle, 2003, S. 217)
- Britischer Straßengüterverkehr: Etwa 30% der Fahrzeuge werden leer bewegt. (Cundill und Hull, 1979)
- U.S. amerikanischer Straßengüterverkehr: 12% der zurückgelegten Meilen großer Transportunternehmen aus dem Komplett- und Teilladungssektor werden leer gefahren. (Dejax und Crainic, 1987)
- Deutscher Straßengüterverkehr: Leerfahrtenkilometer von 22% im Straßengüterverkehr und 29,7% im Werkfernverkehr wurden benötigt. (Aberle, 2003, S. 217) und (Kessel+Partner, 1998)

Da es sich bei Transportbehältern um ein homogenes Gut handelt, kann das Flottenmanagement dieser Behälter als Transportproblem modelliert werden. Darüber hinaus sind zahlreiche Beiträge zu sogenannten Multi-Commodity-Flow-Problems veröffentlicht worden (Crainic und Delorme, 1993; Poh et al., 2005). Beladene und leere Wechselcontainer müssen allerdings nicht als zwei verschiedene Güter betrachtet werden. Somit sind beide Auftragstypen (Transport- und Allokationsaufträge) vergleichsweise einfach integrierbar.

Ausschlaggebend für die Problemstellung ist einerseits die Datenlage und auf der anderen Seite der zeitliche Aspekt. Den Bezug zu Kapitel 3 möchte ich an dieser Stelle betonen. Die dort diskutierten Fragestellungen bezüglich Datenqualität und Dynamik können uneingeschränkt auf die Domäne Transportplanung angewendet werden. Dies hat starke Auswirkungen auf die Modellformulierung. Als eine Gliederung kann die in Abbildung 5.1 dargestellte Klassifikation dienen (Bookbinder und Sethi, 1980; Arnold, 1986).



**Abb. 5.1.** Klassifikationsschema für Transportprobleme

Diese unterscheidet grundsätzlich statische und dynamische Transportprobleme. Weiterhin sind diese Kategorien jeweils durch deterministische und stochastische Daten charakterisiert. Daraus ergeben sich vier Fälle, für die grundlegende Fragestellungen der Modellierung und Lösung besprochen werden.

## 5.1 Statische Modelle

Die statisch-deterministische Entscheidungssituation bildet die Grundlage für alle weiteren hier behandelten Transportmodelle. In diesem Kapitel möchte ich den Nutzen von Netzwerkmodellen zur Lösung von Transportproblemen, aber auch für andere Domänen herausstellen. Das Transportmodell von Hitchcock und Koopman dient als Grundlage (Hitchcock, 1941). Aus der Ableitung weiterer Modelle erkennt man die vielseitige Einsetzbarkeit der Netzwerkmodellierung.

### 5.1.1 Das klassische Transportproblem

Das klassische Transportproblem löst die Aufgabe, ein Gut von einer Menge an Quellen (Angebotsorte) zu einer Menge an Senken (Nachfrageorte) zu transportieren. Dabei kann es sich z.B. um die Bestimmung von Warenströmen handeln, die von Auslieferungslägern zu Filialen zu transportieren sind. Auf dieses spezielle Netzwerkflussproblem sind allerdings zahlreiche Anwendungen zurückführbar.

Zur Modellierung wird ein bipartiter Graph verwendet, dessen Knotenmengen Anbieter  $M$  bzw. Nachfrager  $N$  darstellen<sup>1</sup>. Nach der klassischen Formulierung von Hitchcock (1941) entsprechen die Warenflüsse  $w_{ij}$  aus den Angebots-Knoten  $i$  dem Angebot  $a_i$  (5.2). Weiterhin sollen die Warenflüsse in die Nachfrage-Knoten  $j$  genau der Nachfrage  $b_j$  entsprechen (5.3). Die transportierten Mengen sollen nicht negativ und diskret sein (5.4). Es wird die Minimierung der Kosten  $c_{ij}$  aller Flüsse im Netzwerk angestrebt, wobei die Kosten verschiedenste Ursachen haben können. Die für den Transport benötigte Zeit, Distanzen oder auch Mieten für Fahrzeuge sind denkbar.

$$(Modell_{TP}) \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.1)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j \in N} w_{ij} = a_i \quad \forall i \in M \quad (5.2)$$

$$\sum_{i \in M} w_{ij} = b_j \quad \forall j \in N \quad (5.3)$$

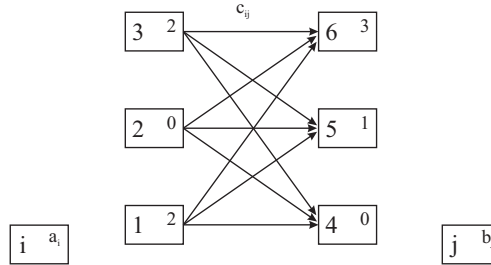
$$w_{ij} \in \mathbb{N} \quad \forall i \in M, j \in N \quad (5.4)$$

Für die Anwendung in dieser Arbeit sind einige Anpassungen zweckmäßig, wie sie z.B. Wagner (1969), S.166ff. vorschlägt. Diese Anpassungen betreffen die Diskretisierung der Flüsse (5.4) und die Übereinstimmung von Angebot und Nachfrage  $\sum_{i \in M} a_i = \sum_{j \in N} b_j$ . Letztere Überlegung verhindert zum einen die Überschreitung des Angebots durch die Nachfrage und trägt zum anderen zur Formulierung komplexerer Modelle bei (z.B. Flusserhaltungsgleichungen im dynamischen Kontext). Dem kann mit einem künstlichen Knoten und einem „Schlupf“-Fluss zu diesem oder von diesem Knoten in den Nebenbedingungen (5.2 und 5.2) entgegnet werden. Bei einem überschüssigen Angebot würde dann durch das Modell ein Fluss

<sup>1</sup> Bipartite Graphen bestehen aus zwei disjunkten Knotenmengen, so dass Kanten zwischen aber keine Kanten innerhalb dieser Mengen existieren.

in diesen künstlichen Nachfrage-Knoten generiert. Die Interpretation der Lösung führt zur Nicht-Auslieferung der Ware.

Das Beispiel in Abbildung 5.2 und die dazugehörige Transportmatrix in Tabelle 5.1 illustrieren die Entscheidungssituation für  $Modell_{TP}$ . Die Angebotsorte sind die Knoten 1, 2 und 3. Als Nachfrager dienen die Knoten 4, 5 und 6. Angebot und Nachfrage sind jeweils in der letzten Spalte bzw. Zeile eingetragen. Aufgabe des Transportmodells ( $Modell_{TP}$ ) ist die Berechnung der Flüsse ( $w_{ij}$ ) von den Angebots- zu den Nachfrage-Knoten.



**Abb. 5.2.** Beispiel für ein Transportproblem

**Tabelle 5.1.** Transportmatrix für das Beispiel aus Abbildung 5.2

$i \downarrow j \rightarrow$	4	5	6	$a_i$
1	$c_{14}$	$c_{15}$	$c_{16}$	2
2	$c_{24}$	$c_{25}$	$c_{26}$	0
3	$c_{34}$	$c_{35}$	$c_{36}$	2
$b_j$	0	1	3	

### 5.1.2 Herleitung des Transshipment-Modells

Das Transshipment-Modell stellt eine wesentliche Verallgemeinerung des Transportmodells dar (Orden, 1956). Darüber hinaus bauen weitere Modelle dieses Kapitels auf die Formulierung des Transshipment-Modells auf. Zwei Möglichkeiten ein Transshipment-Modell aus dem Transportmodell zu entwickeln werden im Folgenden vorgestellt. Knoten, deren Angebot und Nachfrage null sind, dienen als Transshipment-Knoten. Hier können Waren durchfließen, ohne dass weitere Waren hinzukommen oder abgeladen werden. Die positiven rechten Seiten stellen Nachfrageorte, negative die Angebotsorte dar. Ein Beispiel bietet Abbildung 5.3.

*Ansatz 1: Reduzierung der Transportmatrix über kürzeste Wege durch die Transshipment-Knoten*

Der erste Ansatz beruht auf den kürzesten Wegen von den Quellen (Angebots-Knoten) über die Transshipment-Knoten zu den Senken (Nachfrage-Knoten). Da

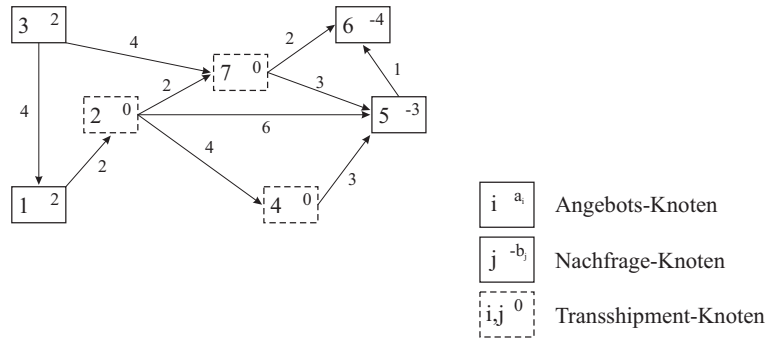


Abb. 5.3. Beispiel für ein Transshipment-Problem

Transshipment-Knoten weder Angebot noch Nachfrage besitzen, kann deren Besuch vernachlässigt werden. Es reicht, sie indirekt über die kürzesten Wege einzubeziehen und die ermittelten kürzesten Wege als Kostenterme in das um die Transshipment-Knoten reduzierte Netzwerk, zu übernehmen. Knoten, die nicht auf dem kürzesten Weg liegen, fallen demzufolge komplett aus der Betrachtung heraus bzw. werden indirekt betrachtet.

Tabelle 5.2. Transportmatrix für Ansatz 1 des Transshipment-Problems am Beispiel der Abbildung 5.3

$i \downarrow j \rightarrow$	5	6	$a_i$
1	8	6	2
3	7	6	2
$b_j$	1	3	

Die Formulierung des Modells ist demnach identisch mit der des Transportproblems (5.1) bis (5.4). Als Nachteil muss allerdings angeführt werden, dass dieses Modell beispielsweise sehr schlecht um Kapazitäten an den Kanten erweiterbar ist.

#### Ansatz 2: Erweiterung der Transportmatrix um die Transshipment-Knoten

Ein zweiter Ansatz, der Erweiterungen zulässt, beruht auf der Anpassung des Transportnetzwerks um die Transshipment-Knoten mit veränderten Angebots- und Nachfragesituationen. Für diese Modellierung werden alle Knoten mit aus- und eingehenden Kanten als Transshipment-Knoten betrachtet. Knoten ohne ausgehende Kanten heißen Senken, Knoten ohne eingehende Kanten Quellen. Im für die Berechnung der Transportflüsse unterstellten Netzwerk finden sich bei dieser Formulierung alle Knoten mit den dazugehörigen Kostentermen wieder.

Das Angebot an einem Knoten ergibt sich aus dem Nettoangebot am Knoten und dem Gesamtangebot im Netzwerk. Für Quellen wird lediglich das Angebot an diesem Knoten unterstellt. Die Nachfrage an einem Transshipment-Knoten entspricht der Gesamtnachfrage im Netzwerk. An einer Senke entspricht die Nachfrage genau der Nachfrage an diesem Knoten. Diese Anpassung führt dazu, dass alle

Senken über die Transshipment-Knoten von der Quelle bedient werden können. Es wird ermöglicht, alle Güter im Netzwerk über einen einzigen Transshipment-Knoten zu den jeweiligen Senken zu bringen (wenn dies vorteilhaft ist).

Tabelle 5.3 verdeutlicht die Funktionsweise dieser Modellierung. Wegen  $c_{ij} = 0$  falls  $i = j$  bleiben Flüsse, die nicht über Transshipment-Knoten transportiert werden, unberücksichtigt. Danach terminieren die Angebote und Nachfragen, die nicht über einen bestimmten Transshipment-Knoten abgewickelt werden.

**Tabelle 5.3.** Transportmatrix für Ansatz 2 des Transshipment-Problems am Beispiel der Abbildung 5.3

$i \downarrow   j \rightarrow$	1	2	4	5	6	7	$a_i$
1	0	$c_{12}$					6
2		0	$c_{24}$	$c_{25}$		$c_{27}$	4
3	$c_{31}$					$c_{37}$	2
4			0	$c_{45}$			4
5				0	$c_{56}$		1
7				$c_{75}$	$c_{76}$	0	4
$b_j$	7	7	7	7	4	7	

In Tabelle 5.3 sind alle Quellen und Transshipment-Knoten, aus denen Waren geliefert werden können, in den Zeilen abgetragen. Alle Quellen und Transshipment-Knoten sind in den Spalten der Transportmatrix eingetragen. Die gesamte Nachfrage entspricht 7 Einheiten, das gesamte Angebot 4 Einheiten. So ergibt sich z.B. für Knoten 1 :  $4 + 2 = 6$  Einheiten Angebot und für Knoten 5 :  $4 + (-3) = 1$  Einheit. Knoten 6 hat als einzige Senke im Netzwerk (keine ausgehende Kante) eine Nachfrage von 4 Einheiten, alle anderen Knoten können als Transshipment-Knoten dienen und haben damit eine Nachfrage von 7 Einheiten.

Hervorzuheben ist, dass die Formulierung als bipartites Netzwerk wegen der Erweiterung um die Transshipment-Knoten fallen gelassen wurde. In die Menge an Angebots- und Nachfrage-Knoten kommen jeweils alle Transshipment-Knoten hinzu. Weiterhin wird in dieser Modellierung eine definierte Quelle und Senke benötigt, in denen der Warenfluss beginnt bzw. endet. Das Ziel ist wiederum die Minimierung der Transportkosten zwischen allen Knoten. Ansonsten kann die Formulierung (5.1) bis (5.4) beibehalten werden.

Verschiedene Problemstellungen des Transports in der Praxis erfordern den Einsatz komplexerer Modelle, die allerdings aus den vorgestellten Grundmodellen entwickelt werden können. Meist sind dazu Anpassungen der Datenstruktur (Netzwerkmodell, Transportmatrix) oder Bilanzrestriktionen und Kostenbetrachtungen für Lager- bzw. Fehlbestände ausreichend. Eine andere Klasse von Transportmodellen sind Routingmodelle. Über die reine Betrachtung von Transportflüssen hinaus beziehen diese noch die verwendeten Ressourcen in die Modellierung ein. Solche Modelle behandelt Kapitel 4.

### 5.1.3 Einfluss der Economies of Scale auf das Transportmodell

Eine interessante Beobachtung bei Hub-and-Spoke-Netzwerken ist der Einfluss der Economies of Scale auf die Kostenstruktur. So können z.B. im Stückgutverkehr durch die Realisierung von Mitnahmeeffekten die Fahrzeuge wesentlich besser ausgelastet werden. Ein zusätzlich zu transportierendes Gut erhöht die Kosten nicht in dem Maße, wie sie über die Kantenbewertung  $c_{ij}$  in die Zielfunktion eingehen. Die abnehmenden Grenzkosten ergeben einen nicht-linearen Kostenverlauf, die *konvexe Kostenstruktur* in Abbildung 5.4 dargestellt. Dieser Effekt wird in Williams (1999, S. 173f.) und Kimms (2006) beschrieben. Die anfangs einfache Netzwerkstruktur und gute Lösbarkeit des Problems wird dadurch beeinträchtigt. Zur Lösung schlägt Williams (1999, S. 136ff.) die Separable Mathematische Programmierung vor.

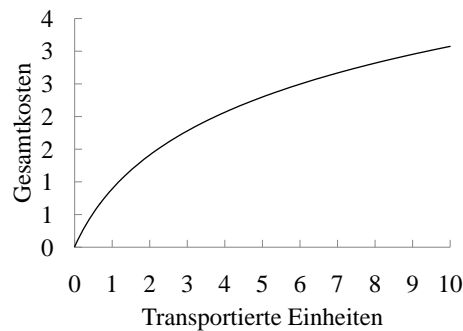


Abb. 5.4. Konvexer Transportkostenverlauf bei realisierbaren Economies of Scale

Mit  $\text{Modell}_{TP}$  wurde die *Selektion von Quellhubs* für die Allokation im SCP mit der klassischen Kostenstruktur erreicht. Mit jedem zusätzlich transportierten Wechselcontainer steigen die Kosten proportional an. Die *Kostenstruktur* für die Transporte der Wechselcontainer auf den Fahrzeugen im SCP ist allerdings eine andere. Eine Modellanpassung, die diese Kostenstruktur berücksichtigt, möchte ich im Weiteren vorstellen. In Abbildung 5.5 ist der beobachtbare *stückweise-lineare Kostenverlauf* für den Transport von Gütern zwischen zwei Hubs dargestellt. Die Transportkapazität des Fahrzeugs beträgt dementsprechend genau zwei Einheiten.

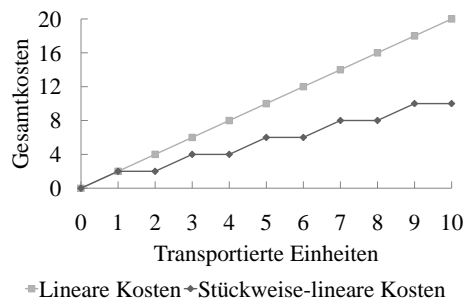


Abb. 5.5. Gegenüberstellung von Transportkostenverläufen

Die hellgraue Linie mit Rechtecken gibt die mit der transportierten Menge (x-Achse) linear steigenden Kosten (y-Achse) an. Die realen Kosten werden allerdings nicht durch diese Funktion beschrieben. Angenommen, der Transport einer Einheit kostet  $c_{ij}$  Geldeinheiten. Dann kann das Fahrzeug auf dieser Strecke eine zweite Einheit ohne zusätzliche Kosten mitnehmen. Sieht man von anderen Kostenfaktoren wie Treibstoff oder Aufladezeit ab, so kostet der Transport immer noch  $c_{ij}$  Geldeinheiten. Diesen Zusammenhang zwischen transportierter Menge und Gesamttransportkosten stellt die dunkelgraue Linie mit Rauten dar. Berücksichtigt man diesen Zusammenhang nicht, so findet eine Überschätzung der realen Transportkosten statt.

Um zu einem realistischen Modell zu kommen, muss diese Beobachtung adäquat abgebildet werden. In diesem speziellen Fall kann man die Formulierung mit konvexem Zielfunktionsverlauf umgehen. Dazu sind zwei Entscheidungsvariablen notwendig, die die geraden Anteile  $\ddot{w}_{ij}$  und den ungeraden Anteil  $\dot{w}_{ij}$  am Gesamtfluss  $w_{ij}$  zwischen zwei Knoten abbilden (5.6). Somit stellt  $w_{ij}$  keine Entscheidungsvariable mehr dar. In der Zielfunktion (5.5) werden die beiden neuen Flussvariablen mit den gleichen Kosten bewertet, was zur Bevorzugung von Flüssen mit einem Vielfachen von zwei führt.

Es ist leicht zu sehen, dass durch die präferierte Entscheidungsvariable  $\dot{w}_{ij}$  die ungeraden Flüsse  $\dot{w}_{ij}$  lediglich den Wert 0 oder 1 annehmen werden. Jede Zusammenstellung bei einem ungeraden Gesamtfluss zwischen zwei Knoten führt zuerst zur Belegung von  $\ddot{w}_{ij}$  und dann zu  $\dot{w}_{ij} = 1$ . Für gerade Flüsse gilt demzufolge  $\dot{w}_{ij} = 0$ . Dies führt zum Wertebereich in 5.9 und 5.10. Die Restriktionen 5.7 und 5.8 bleiben gegenüber dem klassischen Transportmodell unverändert. Das Modell mit angepasster Kostenstruktur  $Modell_{TP2}$  stellt sich nun wie folgt dar:

$$(Modell_{TP2}) \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} \dot{w}_{ij} + c_{ij} \ddot{w}_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.5)$$

u.B.d.N.

$$w_{ij} = \dot{w}_{ij} + 2 \cdot \ddot{w}_{ij} \quad \forall i \in M, j \in N \quad (5.6)$$

$$\sum_{j \in N} w_{ij} = a_i \quad \forall i \in M \quad (5.7)$$

$$\sum_{i \in M} w_{ij} = b_j \quad \forall j \in N \quad (5.8)$$

$$\dot{w}_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in M, j \in N \quad (5.9)$$

$$\ddot{w}_{ij} \in \mathbf{N} \quad \forall i \in M, j \in N \quad (5.10)$$

### Steuerung der Wechselcontainerflüsse

Bei der Planung der Wechselcontainerflüsse erscheint es hilfreich, zur Steuerung der Entscheidungsvariablen einen zusätzlichen Faktor in die Zielfunktion einzuführen. Ein Grund dafür ist, dass es nicht immer notwendig oder hilfreich ist, zwei Wechselcontainer von einem Auftragsort abzuziehen, wenn lediglich einer benötigt wird. Im Rahmen der Integrationsansätze werde ich in Kapitel 6.7.2 noch detailliert auf diesen Aspekt eingehen. Die Zielfunktion von  $Modell_{TP2}$  wird ersetzt durch Zielfunktion (5.11) und wird zu  $Modell_{pTP}$ .



$$(Modell_{pTP}) \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} \dot{w}_{ij} + (\psi \cdot c_{ij}) \ddot{w}_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.11)$$

Dieser Strafkostensatz  $\psi$  hat in den Extrema seines Wertebereichs zwei verschiedene Auswirkungen auf die Bündelung eines nachgefragten Wechselcontainers mit einem weiteren. Entweder

1.  $\psi = 1,0$ : Er fördert die Mitnahme, da zwei Wechselcontainer zu den Kosten eines einzelnen befördert werden können.
2.  $\psi = 2,0$ : Die Kosten für einen zweiten Wechselcontainer sind doppelt so hoch wie die für einfach beladene Fahrzeuge.

#### 5.1.4 Stochastisches Transportproblem

In der Stochastischen Programmierung gehen Wahrscheinlichkeitsverteilungen in Form von stochastischen Variablen in das mathematische Modell ein. Wenn die Planung unter Risiko stattfindet, kann somit keine optimale Belegung der Entscheidungsvariablen durch das Optimierungsmodell erreicht werden. Für die mit Risiko behafteten Größen werden Wahrscheinlichkeitsverteilungen vorausgesetzt, um ex-ante eine optimale Lösung unter Beachtung dieser Größen ermitteln zu können. Dies führt zu sehr komplexen und nichtlinearen Modellen. Es besteht die Möglichkeit, diese nichtlinearen Modelle mit entsprechenden Methoden zu lösen oder sie unter bestimmten Annahmen zu eliminieren. Letztere Möglichkeit verfolgen die Lösungsmethoden aus Kapitel 5.2 und 5.4, wofür ich im Weiteren die dafür notwendigen Modellformulierungen vornehme.

Wahrscheinlichkeiten können über Beobachtungen, die Verwendung historischer Daten, Annäherungen und Zustände beschreibende Axiome ermittelt werden (Wagner, 1969, S. 653.). Zu beachten ist, dass das Ergebnis des Modells nur so gut sein kann wie die ermittelten Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Das Risiko beeinflusst das Problem demzufolge indirekt über die angenommenen Verteilungen und direkt über die zufälligen Modellgrößen.

#### Überblick über stochastische Planungsansätze in Abhängigkeit von der Datenlage

Prinzipiell gibt es zwei Einflussgrößen, die ein stochastisches Modell bestimmen:

1. Die Repräsentation der stochastischen Variable. Wie wird die Stochastik interpretiert und im Modell abgebildet?
2. Findet sich der stochastische Einfluss in der Zielfunktion oder den Nebenbedingungen wieder?

Vergleichsweise triviale Anpassungen des Modells sind notwendig, wenn es sich um stochastische Einflüsse auf die *Zielfunktion* handelt. Dieser Fall wird im Abschnitt *Sicherheitsäquivalenz-Modell* erläutert. Wesentlich komplexere Ansätze werden für den Fall von *Risiko in Nebenbedingungen* benötigt. Dies soll im Weiteren den Schwerpunkt der stochastischen Modelle in dieser Arbeit bilden.

Die Repräsentationsformen (Einflussgröße 1) der stochastischen Variable sind wie folgt charakterisiert (Hanf, 1986, S. 134f.); (Deutsch et al., 1994):

- *Erwartungswert*: Ein Wert drückt den stochastischen Einfluss aus. Dies ist meist der Erwartungswert, charakterisiert durch die mit Wahrscheinlichkeiten  $p_{js}$  gewichtete Summe der Realisierungen  $s$  an Knoten  $j$  der stochastischen Variable  $\xi_s$ :

$$E(\xi) = \sum_{s \in S} p_{js} \xi_s \quad \forall j \in N.$$

Die Verwendung des Erwartungswertes führt zu einem Problem bei der Interpretation der Ergebnisse. Die erhaltene Lösung ist nicht der Erwartungswert der Zielgröße sondern wird durch den Einsatz verdichteter Informationen unvorhersagbar beeinflusst. Sobald mehrere stochastische Variablen durch entsprechende Modelle in Beziehung zueinander gebracht werden, beeinflussen sie sich. Dabei verfälscht der Erwartungswert den Grad der Beeinflussung, da nicht die gesamten möglichen Realisierungen der stochastischen Variablen berücksichtigt werden. Dieser Effekt ist in der Literatur als „Fallacy of Averages“ bekannt. Für weitere Erläuterungen sei auf Wagner (1969, S. S. 655ff.) und Hanf (1986, S. 134f.) verwiesen.

- *Erwartungswert und stochastische Kennzahlen*: Zusätzlich zum Erwartungswert erfolgt die Repräsentation über weitere stochastische Kennzahlen, die zu einer genaueren Beschreibung des Risikos führen. Beispiele für solche Kennzahlen sind die Varianz  $Var(\xi) = E[(\xi - E(\xi))^2]$  oder die Standardabweichung  $\sigma\sqrt{Var(\xi)}$ . Die Komplexität des Modells hängt stark von der Wahl der Kennzahlen ab.
- *Dichtefunktion*: Die Wahrscheinlichkeitsverteilung wird durch eine Dichtefunktion abgebildet, da sich überabzählbar viel Elemente in der stetigen Verteilungsfunktion befinden. Dies führt zu komplexen und nichtlinearen Modellen (Kall und Wallace, 1994, S. 4ff., S. 26, S. 75ff.), die allerdings mit Methoden der nichtlinearen Optimierung begrenzt gelöst werden können (Williams, 1999, S. 126ff.); (Kall und Wallace, 1994, S. 11, S. 75ff.)). Einige Autoren stellen heuristische Ansätze vor, mit nichtlinearen mathematischen Programmen umzugehen (Kall und Wallace, 1994, S. 11); (Birge, 1985b; Powell, 1986; Higle und Sen, 1991; Ruszczyński, 1993, 1997).
- *Diskrete Realisierungen*: Durch Diskretisierung der Dichtefunktion erhält man eine Menge von Realisierungen mit dazugehörigen Wahrscheinlichkeiten für deren Eintreten. Für die Modellformulierung und damit auch für die adäquate Abbildung der Realität ist die Mächtigkeit der Menge der Realisierungen von entscheidender Bedeutung. Diese hängt wiederum von dem Verlauf der Dichtefunktion ab. Werden zu viele Realisierungen gewählt, erhält man sehr große Modelle, werden zu wenige Realisierungen gewählt, bildet die modellierte Wahrscheinlichkeitsverteilung die Realität ungenügend ab und die Optimierung liefert unbefriedigende Ergebnisse (Kall und Wallace, 1994, S. 13).

Im Weiteren möchte ich mich auf die Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsverteilung durch *diskrete Realisierungen* stützen und dabei entstehende Modellformulierungen auf ihre Anwendbarkeit für das Allokationsproblem untersuchen. Da

die stochastischen Variablen nicht in Ihrer gegenwärtigen Form einbezogen werden können, ist es notwendig so genannte *Ersatzrestriktionen* zu formulieren (Einflussgröße 2). In der Literatur werden vier mögliche Ersatzrestriktionen unterschieden. Diese Übersicht nimmt Bezug auf die ab Seite 130 folgende genauere Beschreibung der Formulierungen (Kall und Wallace, 1994, S. 4ff.).

#### *Fat-Solution-Modelle*

Ein sehr kleiner und unter Umständen leerer Lösungsraum entsteht, weil gefordert wird, dass die Lösung bei jeder möglichen Realisierung der stochastischen Variablen zulässig sein muss. Diese starke Beschränkung führt häufig auch zu vergleichsweise schlechten Lösungen. Die Modelle haben den Vorteil, dass nach erfolgter Realisierung keine Anpassungsmaßnahmen notwendig sind (Kall und Wallace, 1994; Scholl, 2001).

#### *Deterministische Ersatzmodelle*

Deterministische Ersatzmodelle nutzen als Repräsentation den Erwartungswert und ersetzen damit die stochastischen Variablen durch deterministische Werte, man spricht dann von Erwartungswertmodellen. Wird ein Sicherheitsauf- oder -abschlag auf den Erwartungswert gegeben, um das Risiko von ungünstigen Realisierungen zu mindern, spricht man von Korrekturmodellen. Worst-Case-Modelle nehmen den ungünstigsten Wert für eine Realisierung an und führen deshalb zu relativ schlechten, aber immer zulässigen Lösungen ohne spätere Anpassungsmaßnahmen.

#### *Chance-Constrained Modelle*

Die Einhaltung einer Nebenbedingung wird bei Chance-Constrained Modellen mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit gefordert. Die simultane und separierte Formulierung unterscheiden sich darin, ob alle Nebenbedingungen mit der gleichen oder mit unterschiedlichen Wahrscheinlichkeiten erfüllt sein müssen. Diese Modelle betrachten demzufolge nicht jede Realisierung einzeln und verhindern damit das starke Anwachsen des Modells im Gegensatz zu den Fat-Solution-Modellen und den Kompensationsmodellen. Dieser Modelltyp wird ab Seite 128 im Detail erläutert.

#### *Kompensationsmodelle*

Diese Modellklasse nimmt mögliche Kosten für Aktionen vorweg, die entstehen, falls die durch die Lösung angenommenen Realisationen nicht den tatsächlich auftretenden Realisationen entsprechen. In einer ersten Phase wird die Lösung ex-ante unter Beachtung der Wahrscheinlichkeiten für die verschiedenen Realisationen berechnet. In Phase zwei, nachdem die tatsächlichen Realisationen bekannt geworden sind, müssen verletzte Nebenbedingungen durch Kompensationsmaßnahmen in eine gültige Lösung überführt werden. Ab Seite 130 gehe ich näher auf diesen Typ der Modellierung ein, der Grundlage für das Modell des stochastischen Allokationsproblems ist.

### Sicherheitsäquivalenz-Modell

Dem Fall risikobehafteter Angebote und Nachfragen möchte ich die Diskussion zufälliger Zielfunktionskoeffizienten voranstellen. Bei Transportproblemen entspricht dies beispielsweise unbekannten Fahrzeiten oder Beförderungskosten auf den Kanten des Netzwerks. Angenommen, der Koeffizient  $c_{ij}$  aus dem Transportmodell  $Modell_{TP}$  wäre ex-ante nicht bekannt (im Folgenden dargestellt durch  $\gamma_{ij}$ ). Aus der Datenbasis kann lediglich eine Wahrscheinlichkeitsverteilung gewonnen werden, die unabhängig von den getroffenen Entscheidungen  $w_{ij}$  ist. Die Zielfunktion (5.1) wird entsprechend angepasst und ergibt sich zu (5.12). Unverändert bleiben hingegen die rechten Seiten und eventuelle Strukturkoeffizienten (z.B. Kapazitäten an den Kanten).

$$\sum_{i \in M} \sum_{j \in N} \gamma_{ij} w_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.12)$$

Das folgende lineare Sicherheitsäquivalenz-Theorem besagt, dass ein äquivalentes lineares Programm unter Einbeziehung des Erwartungswerts  $E$  formuliert werden kann, das dieses stochastische Problem löst (Wagner, 1969, S. 660).

$$E \left[ \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} \gamma_{ij} w_{ij} \right] \rightarrow \min! \quad (5.13)$$

Die Lösung für (5.13) mit Bestimmung der  $w_{ij}$  ist durch die Lösung von (5.14) jeweils u.B.d.N. (5.2) - (5.4) erfüllt.

$$\sum_{i \in M} \sum_{j \in N} E[\gamma_{ij}] w_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.14)$$

Die Erwartungswerte der Wahrscheinlichkeitsverteilungen für die Zielfunktionskoeffizienten formulieren demnach ein deterministisches Programm, das optimal gelöst werden kann und der Lösung des äquivalenten stochastischen Programms entspricht. Sind hingegen die rechten Seiten oder die Strukturkoeffizienten stochastisch, so führt dies zu komplexeren Modellierungen, die im Weiteren beschrieben werden.

### Chance-Constrained Modell

Das Anliegen des Chance-Constrained Modells ist es, alle Handlungsalternativen für jede mögliche Ausprägung der mit Risiko behafteten Variablen anzubieten und gleichzeitig das Anwachsen des Modells zu verhindern. Dies wird durch die Vernachlässigung der Korrekturmaßnahmen auf der zweiten Stufe erreicht. Anstatt der expliziten Berücksichtigung solcher Maßnahmen wird die Erfüllung einer Nebenbedingung mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit gefordert. Betriebswirtschaftlich besagt Nebenbedingung (5.15) folgendes: Die Wahrscheinlichkeit  $P$ , dass eine Unterdeckung der Nachfrage  $\beta_j$  am Knoten  $j$  entsteht, soll nicht größer oder gleich  $\pi_j$  sein. Diese Zielwahrscheinlichkeit kann für jeden Knoten gesondert vorgegeben werden. Bedingungen eines solchen Typs werden chance-constrained genannt. Bei

sogenannten Joint-Chance-Constrained Modellen wird sie zur Vereinfachung an allen Knoten gleich hoch angenommen.

$$P \left[ \sum_{i \in M} w_{ij} \leq \beta_j \right] \geq \pi_j \quad \forall j \in N \quad (5.15)$$

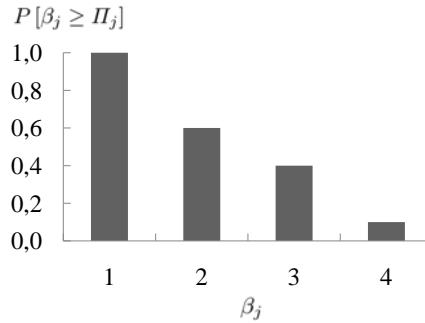
Deterministisch umformuliert ergibt sich die äquivalente lineare Nebenbedingung

$$\sum_{i \in M} w_{ij} \leq \Pi_j \quad \forall j \in N. \quad (5.16)$$

Für jedes  $\Pi_j$  wird nun derjenige Wert gesucht, für den die Wahrscheinlichkeit, geringer als die tatsächliche Nachfrage  $b_j$  zu sein, über der vorgegebenen Zielwahrscheinlichkeit  $\pi_j$  liegt:

$$P[\beta_j \geq \Pi_j] \geq \pi_j. \quad (5.17)$$

$\Pi_j$  entspricht somit dem Quantil der Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Nachfrage, also denjenigen Werten  $\beta_j$ , die innerhalb der angestrebten Wahrscheinlichkeit  $\pi_j$  liegen.



**Abb. 5.6.** Beispiel für eine kumulierte Auftrittswahrscheinlichkeit

Ein Beispiel soll diesen Sachverhalt verdeutlichen. Die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von  $\beta_j = 1$  sei 0,4,  $P[\beta_j = 2] = 0,2$ ,  $P[\beta_j = 3] = 0,3$  und  $P[\beta_j = 4] = 0,1$ . Die Wahrscheinlichkeit, dass  $\beta_j \geq \Pi_j$  erfüllt ist, fällt mit zunehmendem  $\Pi_j$ . Wenn z.B. die Realisierung  $\beta_j = 2$  eintritt, dann gilt  $0,6 \geq \pi_j \geq 0,4$ , d.h. zwischen 40% und 60% der möglichen Nachfragerealisierungen können erfüllt werden. Abbildung 5.6 verdeutlicht diesen Zusammenhang.

Von der anderen Seite betrachtet, setzt man den Wert  $\Pi_j = 2$  in (5.17) so ein, dass er gerade  $\beta_j = 2$  entspricht und diese Ungleichung erfüllt. Man lässt demnach eine Unterdeckung der Nachfrage (mehr Nachfrage als Angebot für die Realisationen  $\beta_j > 2$ ) mit 40% Wahrscheinlichkeit zu. Für alle Realisationen  $\beta_j < 2$  und somit einer entsprechenden Überdeckung der Nachfrage ist Ungleichung (5.17) erfüllt.

Das deterministische Äquivalent (5.16) zu Chance-Constrained Modellen (5.15) wird nun als lineares Programm formuliert:

$$(\text{Modell}_{CC}) \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij} \rightarrow \min! \quad (5.18)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j \in N} w_{ij} = a_i \quad \forall i \in M \quad (5.19)$$

$$\sum_{i \in M} w_{ij} \leq \Pi_j \quad \forall j \in N \quad (5.20)$$

$$w_{ij} \geq 0 \quad \forall i, j \in N \quad (5.21)$$

### Zweistufiges lineares Kompensationsmodell

Die grundlegende Idee von Kompensationsmodellen ist die Zerlegung des Problems aufgrund der anfangs stochastischen Daten. Die Zerlegung heißt zweistufig, weil die zeitliche Folge von Ereignissen die Lösung des Problems auf zwei Stufen verteilt. In der ersten Stufe wird das Modell unter Berücksichtigung der zufälligen Ereignisse gelöst. Diese treten mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit auf. Als Ergebnis erhält man den optimalen Plan unter den gegebenen Modellannahmen als erwarteten Zielfunktionswert. Daraufhin treten die Realisierungen für die als zufällig angenommenen Ereignisse ein und führen dazu, dass die Entscheidungsvariablen entweder genau richtig gewählt waren oder eine Überschätzung bzw. eine Unterschätzung der angenommenen Realisierungen eingetreten ist. Korrekturmaßnahmen über die Entscheidungsvariablen sind notwendig. Diese stellen die zweite Stufe dar und beeinflussen das Ergebnis nachträglich.

Da Realisierungen lediglich mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit auftreten, ist es möglich, dass Lösungen unzulässig werden. Kompensationsmaßnahmen werden daher vorab antizipiert und in das Modell bzw. den Lösungsprozess einbezogen. Dies geschieht durch Strafzahlungen. Somit werden die Kosten einer Entscheidung inklusive der entstehenden Folgekosten modelliert. Je nachdem, wie die Strafzahlungen in das Modell eingehen, spricht man von festen, kompletten oder einfachen Strafzahlungen. Wird eine Restriktionsverletzung durch fest vorgegebene Werte bestraft, spricht man von Fixed Recourse. Complete-Recourse-Modelle machen die Strafzahlungen abhängig von der Höhe der Verletzung, Simple-Recourse-Modelle weisen als Spezialfall des Complete Recourse lineare Kosten auf. Als Erweiterung der Complete-Recourse-Modelle wird Network Recourse diskutiert, dass den Einfluss der Fehleinschätzung auf das gesamte Netzwerk berücksichtigt (Powell et al., 1995b, S. 280), (Wallace, 1986).

Für das Verständnis sollen einige grundlegende Überlegungen dem zweistufigen Modell vorangestellt werden (Wagner, 1969, S. 658f.). Angenommen, die Nachfrage  $b_j$  nach einer Ware an einem Knoten  $j$  sei risikobehaftet und  $\beta_j$  repräsentiere die Verteilung der Nachfrage. Nebenbedingung (5.3) erzwingt die Befriedigung der Nachfrage im Transportmodell und nimmt damit die Gestalt von Gleichung (5.22) an.

$$\sum_{i \in M} w_{ij} = \beta_j \quad \forall j \in N \quad (5.22)$$

Stellt sich nun heraus, dass die Nachfrage größer oder kleiner als angenommen wird, so ist die Anpassung dieses Ausdrucks notwendig. Eine zusätzliche Schlupfvariable  $v_{ijs}$  repräsentiert die Über- oder Unterdeckung des Angebots bei einer bestimmten Realisierung  $s$ . Es stellt sich die Frage, bei welcher Realisierung der Nachfrage welche Entscheidung über den Gütertransport zu treffen ist. Diese Überlegung führt zu einem weiteren Transportproblem, das mit den dann gegebenen Realisierungen für die Nachfrage und dem bereits umgesetzten Plan eine optimale Strategie für die zweite Stufe berechnet.

Dafür darf die Nachfrage nicht länger eine einzelne Größe  $b_j$  oder Wahrscheinlichkeitsverteilung  $\beta_j$  sein. Vielmehr muss diese diskretisiert werden und nimmt damit verschiedene Realisierungen  $s$  an. Die Nachfrage an einem Knoten  $j$  bei einer Realisierung  $s$  sei  $b_{js}$ . Die diskreten Realisierungen seien in der Menge  $S$  enthalten. Jede Realisierung tritt mit einer Wahrscheinlichkeit  $p_{js}$  ein.

Zusätzlich muss noch die Anpassung der Zielfunktion erfolgen. Der Gewinn hängt nun nicht mehr ausschließlich von den Zahlungen für den Transport, sondern auch von möglichen Erlösen für die zusätzlichen Güter bzw. Verlusten für die fehlenden Güter ab. Dies wird durch den Term für Strafzahlungen und -erlöse  $R$  für jeden Fluss  $v_{ijs}$  realisiert. Die neue Zielfunktion und die Nebenbedingungen ergeben sich zu (5.23) - (5.25). Die Schlupfvariable für die Entscheidung der zweiten Stufe entspricht dem Wertebereich in (5.26). Das zweistufige lineare Modell mit stochastischer Nachfrage und Recourse *Modell<sub>2R</sub>* ergibt sich wie folgt:

$$(\text{Modell}_{2R}) \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij} + \sum_{s \in S} \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} v_{ijs} p_{js} R \rightarrow \min! \quad (5.23)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j \in N} (w_{ij} + v_{ijs}) = a_i \quad \forall i \in M, s \in S \quad (5.24)$$

$$\sum_{i \in M} (w_{ij} + v_{ijs}) = b_{js} \quad \forall j \in N, s \in S \quad (5.25)$$

$$w_{ij}, v_{ijs} \geq 0 \quad \forall i, j \in N, s \in S \quad (5.26)$$

Nun ist leicht zu sehen, dass aufgrund der Entscheidungen in der zweiten Stufe nach der Realisierung der risikobehafteten Größen, die Modellgröße extrem anwächst. Mit jeder möglichen Realisierung, was im Modell einem neuen Eintrag in der Menge  $S$  entspricht, kommen jeweils  $N$  Nebenbedingungen der Form (5.24) und (5.25) hinzu.

### Diskussion der stochastischen Modellformulierungen

Das Sicherheitsäquivalenz-Modell ist bei stochastischen Variablen anwendbar, die nur in der Zielfunktion auftreten. Das SCP weist eine stochastische Nachfrage in den Nebenbedingungen auf und diese Formulierung ist daher nicht anwendbar.

Hervorzuheben ist, dass *Modell<sub>CC</sub>* die gleiche Anzahl an Nebenbedingungen enthält wie das deterministische *Modell<sub>TP</sub>* (5.1) bis (5.4). Im Gegensatz zu den detaillierten Informationen über Realisierungen und Kompensationskosten im zweistufigen Modell wird *Modell<sub>CC</sub>* ausschließlich durch die rechten Seiten und damit

über die Quantile der Wahrscheinlichkeitsverteilungen  $\Pi_j$  beeinflusst. Diese erfüllen den gleichen Zweck wie der Recourse Faktor  $R$ . Auch  $R$  drückt die Risikoaversion des Planers aus. Wird  $R$  groß gewählt und  $v_{ijs}$  wird damit teurer, so möchte der Planer nur wenige nachträgliche Anpassungen vornehmen. Gleiches wird in *Modell<sub>CC</sub>* erreicht, falls  $\pi_j$  entsprechend groß gewählt wird.

Neben den Vorteilen von *Modell<sub>CC</sub>* muss auch der Nachteil dieser Modellierungsmethode diskutiert werden. Die ökonomischen Konsequenzen einer Entscheidung gehen nur indirekt in das Modell ein. Unter Umständen können so vorhandene Informationen über Kosteneffekte bei Über- oder Unterdeckung nicht in das Modell einfließen, was zu Ungenauigkeiten führt. Auch detaillierte Informationen über Realisationen gehen über die aggregierte Darstellung durch die Quantile verloren. Die verbesserte Berechenbarkeit fordert einen Verlust an Realitätsnähe. Darüber hinaus muss die Menge der Realisationen diskret sein. Die Entscheidung für diese Arbeit fällt wegen der genannten Nachteile auf *Modell<sub>2R</sub>* als Transportmodell im dynamisch-stochastischen SCP.

Die Fragestellung, wie die Allokation mit einem zukünftigen Bedarf umgeht, ist der zentrale Aspekt im dynamisch-stochastischen SCP. Explizite Kosten für die kurzfristige Befriedigung von Bedarf können allein aus Erfahrungswerten des Planers bestimmt werden. Der Frage nach dem Recourse Faktor widmet sich daher verstärkt die rechnergestützte Studie.

## 5.2 Lösung statischer Entscheidungssituationen

Das vorgestellte statisch-deterministische Transportmodell weist eine spezielle Struktur auf, die es erlaubt, den Simplex-Algorithmus in einer vereinfachten Form durchzuführen. Sowohl die Bestimmung der Anfangslösung als auch die angepassten Simplex-Schritte zur Verbesserung der Lösung sind Inhalt dieses Kapitels. Standardsolver wie CPLEX nutzen diese Struktur aus, um Lösungen effizient zu ermitteln. Durch die Einführung von stochastischen Variablen geht diese Struktur verloren. Das äquivalente deterministische Modell stellt wiederum ein lineares Programm dar und lässt sich deshalb mit der Simplexmethode lösen. Allerdings ist diese Vorgehensweise bei sehr großen Modellen ineffizient. Die Literatur schlägt für diese Probleme Dekompositionsansätze vor.

Das statisch-stochastische Allokationsproblem kann noch in ausreichender Größe durch CPLEX gelöst werden, das dynamisch-stochastische nur mit Einschränkungen. Für die rechnergestützten Studien treffe ich Modellvereinfachungen, die es erlauben, auch für diesen Fall CPLEX zu nutzen. Trotzdem möchte ich das Prinzip der Dekompositionsansätze als generische Lösungsmethode für lineare Programme vorstellen. Dies ist notwendig, damit die Literaturstudie zur dynamischen Transportplanung nachvollziehbar wird. Die Dekomposition für die statische Problemstellung einzuführen ist wegen der besseren Darstellbarkeit des Vorgehens sinnvoll.

Die im Folgenden vorgestellten Lösungsverfahren erklären einerseits warum Standardsolver zum Einsatz kommen können und sollen andererseits aus Gründen der Vollständigkeit in dieser Dissertation nicht fehlen. Dem Leser sei freigestellt,



ob er dieses Kapitel und Kapitel 5.4 lesen möchte. Zum Verständnis der Studien zum SCP sind sie nicht notwendig.

### 5.2.1 Eröffnungsverfahren

Dieses Kapitel zeigt, wie anhand der speziellen Problemstruktur des Transportproblems auf einfache Weise eine zulässige Basislösung erzeugt werden kann.

#### Analyse der Problemstruktur

Angenommen, folgendes mathematisches Programm beschreibe ein Transportproblem mit  $m$  mal  $n$  Liefer- und Abholorten.

$$(\text{Modell}_{TP}^{BSP}) \quad 2w_{13} + 3w_{14} + 1w_{23} + 4w_{24} \rightarrow \min! \quad (5.27)$$

u.B.d.N.

$$w_{13} + w_{14} = 10 \quad (5.28)$$

$$w_{23} + w_{24} = 12 \quad (5.29)$$

$$w_{13} + w_{23} = 8 \quad (5.30)$$

$$w_{14} + w_{24} = 14 \quad (5.31)$$

Das zugehörige Simplextableau ergibt sich zu Tabelle 5.4. Transportmodelle fordern ganzzahlige Werte für die Transportmengen. Die Angebots- und Nachfragemengen sind ganzzahlig und das Problem weist die Koeffizientenstruktur aus Tabelle 5.4 auf. Damit ist leicht zu sehen, dass durch die Einträge in der Koeffizientenmatrix und ganzzahligen Angebots- und Nachfragemengen entweder eine ganzzahlige oder keine Lösung existiert. Eine Ganzzahligkeitsforderung für die Transportmengen  $w_{ij}$  entfällt (Hillier und Lieberman, 2002, S. 176ff.).

**Tabelle 5.4.** Simplextableau des linearen Programms zu  $\text{Modell}_{TP}^{BSP}$

Basis	$Z$	Koeffizienten								Rechte Seite
		$w_{13}$	$w_{14}$	$w_{23}$	$w_{24}$	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_4$	
$Z$	-1	2	3	1	4	$M$	$M$	$M$	$M$	0
$z_1$	0	1	1			1				$a_1 = 10$
$z_2$	0			1	1		1			$a_2 = 12$
$z_3$	0	1		1				1		$b_3 = 8$
$z_4$	0		1		1				1	$b_4 = 14$

In der Zielfunktionszeile im Simplextableau (Zeile 0) errechnen sich die reduzierenden Kosten jeweils durch  $c_{ij} - u_i - v_j$ , wobei  $u_i$  bzw.  $v_j$  die Dualvariablen darstellen. Daher gilt: Wenn  $w_{ij}$  eine Nicht-Basisvariable ist, ist  $c_{ij} - u_i - v_j$  die Veränderungsrate von  $Z$  bei einer Erhöhung von  $w_{ij}$  (Hillier und Lieberman,

**Tabelle 5.5.** Zeile 0 des Simplextableaus zu  $\text{Modell}_{TP}^{BSP}$ 

Basis	$Z$	Koeffizienten								Rechte Seite
		$w_{13}$	$w_{14}$	$w_{23}$	$w_{24}$	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_4$	
$Z$	-1	$c_{ij} - u_i - v_j$				$\mathbf{M} - u_i$		$\mathbf{M} - v_j$		0

2002, S. 183). Tabelle 5.5 fasst diesen Schritt zusammen.

Nach Wagner (1969, S. 215ff.), Hillier und Liebermann (2002, S. 184f.) und Zimmermann (2005, S. 140) lassen sich drei wesentliche Merkmale hinsichtlich der Modellstruktur zusammenfassen:

- Die Einführung von künstlichen Variablen zur Erzeugung einer zulässigen Basislösung im Simplextableau ist aufgrund bekannter Verfahren nicht notwendig. Ich stelle ein Verfahren und Abwandlungen davon in diesem Kapitel vor.
- Zeile null kann aus  $u_i$  und  $v_j$  ermittelt werden. Jeder Koeffizienten einer Basisvariable muss sich zu Null ergeben und somit können die dualen Variablen im Gleichungssystem  $c_{ij} - u_i - v_j = 0$  leicht ermittelt werden.
- Die Ermittlung der neuen zulässigen Basislösung erfolgt ohne algebraische Manipulation der Zeilen des Transporttableaus.

Diese Eigenschaften führen zu einem abgewandelten Tableau, dargestellt in Tabelle 5.6. Beachtenswert ist die Größe, die mit  $m$  Zeilen und  $n$  Spalten im Gegensatz zum Simplextableau mit  $m + n$  Zeilen für die Nebenbedingungen und  $m$  mal  $n$  plus  $m + n$  Zeilen für Struktur- und Hilfsvariablen.

**Tabelle 5.6.** Transporttableau zu  $\text{Modell}_{TP}^{BSP}$ 

		Nachfrageort		Angebot	$u_i$
		3	4		
Angebotsort	1	$c_{13}, w_{13}$	$c_{14}, w_{14}$	10	
	2	$c_{23}, w_{23}$	$c_{24}, w_{24}$	12	
Nachfrage		8	14		
$v_j$					

### Nordwest-Eckenregel

Die Anzahl der Basisvariablen für eine zulässige Basislösung entspricht  $m + n - 1$ , da mit  $\sum_{i \in M} a_i = \sum_{j \in N} b_j$  genau eine redundante Gleichung existiert. Deswegen entspricht ein Vorrat in  $i$  genau der Summe der Bedarfe minus der anderen Vorräte. Dies führt dazu, dass die notwendigen Basisvariablen in Auswahlsschritten nacheinander festgesetzt werden können. Dies ist in Tabelle 5.7 dargestellt.

Dabei ergibt sich  $w_{13} = 8$ , die nordwestliche Ecke des Tableaus, aus dem Minimum aus dem Angebot dieser Zeile bzw. dem Bedarf dieser Spalte, hier 8 Einheiten. Damit ist die Nachfrage gedeckt und es sind noch weitere 2 Einheiten in Angebotsort 1 vorhanden. Diese werden  $w_{14} = 2$  zugeschlagen. Damit werden auch die ersten beiden Einheiten von Nachfrageort 4 gedeckt. Die restlichen 12 Einheiten stellt Angebotsort 2 zur Verfügung ( $w_{24} = 12$ ). Die Summen der Spalten und Zeilen ergeben sich wie gefordert zu Null. Als Lösung ergibt sich  $2w_{13} + 3w_{14} + 1w_{23} + 4w_{24} = 16 + 6 + 48 = 70$ .

**Tabelle 5.7.** Nordwest-Eckenregel im Transporttableau

		Nachfrageort		Angebot	$u_i$
		3	4		
Angebotsort	1	$w_{13} = 8$	$w_{14} = 2$	10	
	2	$w_{23}$	$w_{24} = 12$	12	
Nachfrage		8	14		
$v_j$					

Es ist leicht einzusehen, dass dieses Vorgehen in den seltensten Fällen zu guten Ergebnissen führt. Durch die unberücksichtigten Kosten der Zuordnung von Angebots- und Nachfrageorten fehlt ein Kriterium, an dem sich die Lösung orientiert. Ein solches Kriterium führt zur Vogel'schen Approximationsmethode.

### Vogel'sche Approximationsmethode

Ein Kostendifferenzwert stellt das Kriterium dar, anhand dessen vorrangig Angebots- und Nachfrageorte ausgewählt werden. Dazu bilden der kleinste und nächstkleinere Kostenwert einer Spalte und Zeile jeweils die Spalten- und Zeilendifferenz. Die Spalte oder Zeile mit der größten Differenz bestimmt den auszuwählenden Angebots- bzw. Nachfrageort. Somit wird erreicht, dass Zuordnungen getroffen werden, die zu geringen Kosten führen. Dies bleibt auf Gesamtsicht eine heuristische, da kurzsichtige Vorgehensweise, liefert aber gute Ausgangslösungen. Im Beispiel in Tabelle 5.8 ist der erste Auswahlsschritt durch den eingerahmten Kostendifferenzwert angegeben. Bei gleich großen Kosten kann die Auswahl zufällig erfolgen. Hilfreich ist hier, sich auf die Einträge der Kostenwerte im Tableau zu beschränken.

Wir entscheiden uns für Zeile 2. Im nächsten Schritt wählt man den kleinsten Kostenwert dieser Spalte aus (Spalte 3). Dieser wird mit in die Basislösung aufgenommen und führt damit zu der Belegung einer Kante mit möglichen geringen Kosten. Die Entscheidungsvariable ergibt sich aus dem Minimum aus Angebot und Nachfrage  $w_{23} = \min(a_2, b_3) = 8$ . Damit wird die maximal mögliche Menge auf dieser Kante transportiert. Es ergibt sich das neue Tableau 5.9. Durch Streichen der Spalte mit der erfüllten Nachfrage entfällt die Angabe der Zeilendifferenz und

**Tabelle 5.8.** Vogel'sche Approximationsmethode im Transporttableau: Erster Auswahl-schritt

		Nachfrageort		Angebot	Zeilendifferenz
		3	4		
Angebotsort	1	$c_{13} = 2$	$c_{14} = 3$	10	1
	2	$c_{23} = 1$	$c_{24} = 4$	12	3
Nachfrage		8	14		
Spaltendifferenz		1	1		

die einzige Spalte mit einem Kostendifferenzwert wird gewählt. Hervorzuheben ist, dass nun zwei Basisvariablen belegt werden ( $w_{14} = 10$  und  $w_{24} = 4$ ), da die Nachfrage sich gerade aus dem Angebot der beiden verbliebenen Angebotsorte ergibt. Als Lösung ergibt sich  $2w_{13} + 3w_{14} + 1w_{23} + 4w_{24} = 30 + 8 + 16 = 54$ , die damit 16 Einheiten günstiger als die Lösung der Nordwest-Eckenregel ist.

**Tabelle 5.9.** Vogel'sche Approximationsmethode im Transporttableau: Zweiter Auswahl-schritt

		Nachfrageort		Angebot
		4		
Angebotsort	1	$c_{14} = 3$		10
	2	$c_{24} = 4$		4
Nachfrage		14		
Spaltendifferenz		1		

Weitere Kriterien für die Konstruktion der zulässigen Basislösung sind möglich (Hillier und Liebermann, 2002, S. 190ff.).

### 5.2.2 Verbesserungsverfahren

Aufbauend auf eine Basislösung führt der Simplex-Algorithmus Optimalitätstests und Basistausche durch. Im vereinfachten Transporttableau und mithilfe des kleinen Beispiels aus  $Modell_{TP}^{BSP}$  möchte ich dieses Vorgehen schildern. In der Literatur wird die Methode als Transportalgorithmus oder MODI-Methode bezeichnet.

Aus der Forderung  $c_{ij} - u_i - v_j \geq 0$  bezüglich der Nicht-Basisvariablen geht hervor, dass lediglich die dualen Variablen  $u_i$  und  $v_j$  für den Optimalitätstest berechnet werden müssen. Wegen der diskutierten Struktureigenschaften des Transportmodells ergibt sich das Gleichungssystem  $c_{ij} = u_i + v_j$  für alle Basisvariablen  $w_{ij}$ . Da  $m + n - 1$  dieser Gleichungen  $m + n$  Unbekannten gegenüberstehen, wird durch das Fixieren einer beliebigen dualen Variable das Gleichungssystem gelöst.

Nehmen wir die Ausgangslösung der Northwest-Eckenregel an, so gehören folgende Gleichungen zur Basislösung:

$$(w_{13} = 8) : 2 = u_1 + v_3$$

$$(w_{14} = 2) : 3 = u_1 + v_4$$

$$(w_{24} = 12) : 4 = u_2 + v_4$$

Wenn nun  $u_1 = 0$  sei, dann errechnen sich die anderen dualen Variablen zu  $u_2 = 1$ ,  $v_3 = 2$  und  $v_4 = 3$ , was wegen  $c_{ij} - u_i - v_j$  für Nicht-Basisvariablen als neue Koeffizienten zu Tabelle 5.10 führt. Es besteht in Feld  $w_{23} : 1 - 1 - 2 = -2$  Verbesserungspotenzial, da der Eintrag kleiner als null ist und demnach die Zunahmerate für die Zielfunktion negativ ist. Dies führt zu einem besseren Zielfunktionswert. Stehen mehrere negative Einträge zur Auswahl, wählen wir den kleinsten Eintrag, da dieser die meisten Einsparungen verspricht (bei gleichen Beträgen ist die Auswahl frei).

**Tabelle 5.10.** Transporttableau nach Optimalitätstest: Erster Schritt

		Nachfrageort		Angebot	$u_i$
		3	4		
Angebotsort	1			10	0
	2	$c_{23} = -2$		12	1
Nachfrage		8	14		
$v_j$		2	3		

Wenn aus dem gewählten Angebotsort 1 nun aber mehr Einheiten zum Nachfrageort 4 geliefert werden, so muss diese Zuordnung durch Verringerung der Liefermenge an einer anderen Kante ausgeglichen werden. Diese ausscheidende Basisvariable ruft eine Reaktionskette hervor, die typischerweise bei der neuen Basisvariablen beginnt und in einem Zyklus zu dieser zurückkehrt. Dabei existiert immer genau eine solche Reaktionskette. Wählen wir also  $w_{14}$  als Nehmerfeld aus, so ist der Zyklus in diesem kleinen Beispiel trivial. In der gleichen Spalte wird nach einem Geberfeld gesucht, also eine Variable, deren Wert verringert werden kann ( $w_{24}$ ). In der Zeile des Geberfelds wird wiederum ein Nehmerfeld gesucht ( $w_{23}$ ), dann ein weiteres Geberfeld ( $w_{13}$ ), das den Zyklus in diesem Beispiel schließt. Geber- und Nehmerfelder sind in Tabelle 5.11 mit  $-$  und  $+$  gekennzeichnet.

Die Basisvariable, die eine Lösung verlässt, ermittelt sich aus demjenigen Geberwert, der in dieser Kette am geringsten ist und somit die Zulässigkeit garantiert. Dies ist im Beispiel  $w_{13} = 8$ . Um diesen Betrag werden die Einträge in Geberfeldern verringert und in Nehmerfeldern erhöht, was zu der neuen zulässigen Basislösung (Tabelle 5.11) mit der Bewertung  $2w_{13} + 3w_{14} + 1w_{23} + 4w_{24} = 30 + 8 + 16 = 54$  und damit zu einer Verbesserung um 16 Einheiten führt. Das nächste Gleichungssystem in der Form

**Tabelle 5.11.** Transporttableau mit Geber- und Nehmerfeldern

		Nachfrageort		Angebot
		3	4	
Angebotsort	1	$w_{13} = 0(-)$	$w_{14} = 10 (+)$	10
	2	$w_{23} = 8(+)$	$w_{24} = 4(-)$	12
Nachfrage		8	14	

$$(w_{14} = 10) : 3 = u_1 + v_4$$

$$(w_{23} = 8) : 1 = u_2 + v_3$$

$$(w_{24} = 4) : 4 = u_2 + v_4$$

ergibt die dualen Variablen  $u_2 = 0$ ,  $u_1 = 2$ ,  $v_3 = 2$  und  $v_4 = 1$  und damit kein Verbesserungspotenzial (vgl. Tabelle 5.12).

**Tabelle 5.12.** Transporttableau nach Optimalitätstest: Zweiter Schritt

		Nachfrageort		Angebot	$u_i$
		3	4		
Angebotsort	1	$c_{13} = 2$		10	0
	2			12	1
Nachfrage		8	14		
$v_j$		0	3		

### 5.2.3 Dekompositionsansätze

Dekompositionsansätze bauen auf die Simplex- und Dualitätstheorie auf und sind durch Zerlegung eines vorhandenen Modells in mindestens zwei Modelle bei bestimmten Modellstrukturen effizienter als der Simplex-Algorithmus. Solche Ansätze wurden in ihren Grundlagen von Dantzig und Wolfe (1960) vorgestellt. Bereits Frank und Wolfe (1956) haben ein einfaches Dekompositionsverfahren durchgeführt, um eine lineare Approximation einer konvexen, differenzierbaren Zielfunktion zu erreichen.

Seitdem sind viele Adaptionen veröffentlicht worden (Benders, 1962; Holmberg und Jörnsten, 1984; Holmberg, 1995), auf die in den Literaturübersichten jeweils Bezug genommen wird. Da Dekompositionsansätze wichtige Zugänge zur Lösung komplexer linearer Optimierungsprobleme darstellen, erläutere ich in diesem Kapitel die Dantzig-Wolfe-Dekomposition. Sehr gute Einführungen zu diesem Ansatz bieten Müller-Merbach (1973, S. 160f., S. 522ff.), Eiselt et al. (1987, S. 335ff.), Klein und Scholl (2004, S. 256ff.) und Zimmermann (2005, S. 157ff.).

### Vielversprechende Modellstrukturen

Die Dantzig-Wolfe-Dekomposition ist auf Modellstrukturen, wie sie das Transportmodell aufzeigt, anwendbar. Prinzipiell sollten Modelle folgende Eigenschaften aufweisen, um sie effizient mit Dekompositionsansätzen lösen zu können.

- Kategorie 1: Es gibt wenige Nebenbedingungen (Zeilen) mit allen oder nahezu allen Variablen. Diese bilden später das Masterproblem.
- Kategorie 2: Es gibt viele Zeilen mit wenigen aktiven Variablen und die Koeffizientenmatrix ist somit nur sehr dünn besetzt. Diese bilden ein oder mehrere Probleme, Subprobleme genannt.

Solche Strukturen treten häufig in dynamischen Planungsproblemen auf. Die dünn besetzte Koeffizientenmatrix ergibt sich hier aus Entscheidungsvariablen, die lediglich für bestimmte Perioden gelten. Beispielsweise sei die Flussvariable  $w_{ij}^t$  ausschließlich in Periode  $t$  von Interesse und kommt nicht in Nebenbedingungen vor, die Flüsse in den Perioden  $\neq t$  beschränken. Schematisch sehen Gleichungssysteme dieses Typs wie folgt aus :

$$a_1 w_1 + a_2 w_2 \quad \dots + a_i w_i \quad \dots + a_m w_m \quad = b \quad (5.32)$$

---


$$a_1 w_1 \quad \quad \quad = b_1 \quad (5.33)$$

$$\quad + a_2 w_2 \quad \quad \quad = b_2 \quad (5.34)$$

...

$$\quad \quad \quad + a_i w_i \quad \quad \quad = b_i \quad (5.35)$$

...

$$\quad \quad \quad + a_m w_m \quad \quad = b_m \quad (5.36)$$

Gleichung 5.32 entspricht dem ersten Typ von Nebenbedingungen und die Zeilen 5.33 bis 5.36 dem zweiten Typ. Diese Art von Modellen weisen eine so genannte blockangulare Struktur auf (Zimmermann, 2005, S. 151)<sup>2</sup>. Müller-Merbach (1973, S. 160) diskutiert verschiedene Problemstellungen und ihre Modellstrukturen.

### Konvexkombination in linearen Programmen

Am linearen Optimierungsmodell  $Modell_{LP1}$ , gegeben durch (5.37) bis (5.39) möchte ich die Funktionsweise des Dantzig-Wolfe-Algorithmus in Anlehnung an Eiselt et al. (1987, S. 335ff.) illustrieren.  $Modell_{LP1}$  besteht aus einer Zielfunktion mit dem Vektor der Kostenkoeffizienten  $c$ , den Entscheidungsvariablen  $x$  und dem gesuchten Zielwert  $Z$ , der maximiert werden soll. Weiterhin seien die Nebenbedingungen mit den Koeffizientenmatrix  $A$  und dem Vektor der rechten Seite  $b$  gegeben.

<sup>2</sup> Visualisiert man sich die Struktur indem alle Variablen der Zeilen nach rechts aufgeschoben werden, ergibt sich eine L-Struktur. Daran angelehnt sind sogenannte L-Shaped Methoden als Dekompositionsmethoden entwickelt worden (Slyke und Wets, 1969; Laporte und Louveaux, 1998; Laporte et al., 2002).

$$(\text{Modell}_{LP1}) \quad cx \rightarrow \max! \quad (5.37)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad Ax = b \quad (5.38)$$

$$x \geq 0 \quad (5.39)$$

$\text{Modell}_{LP1}$  habe Nebenbedingungen der ersten Kategorie (alle bzw. sehr viele der Entscheidungsvariablen sind durch die Besetzung der Koeffizientenmatrix enthalten) und Nebenbedingungen der zweiten Kategorie (sehr dünn besetzte Teile der Koeffizientenmatrix). Das Modell lässt sich demzufolge äquivalent zerlegen zu  $\text{Modell}_{LP2}$ , wobei die Zeilen (5.41) und (5.42) identisch sind mit Zeile (5.38). Damit haben wir die Aufspaltung des Originalproblems  $\text{Modell}_{LP1}$  vorbereitet.

$$(\text{Modell}_{LP2}) \quad cx \rightarrow \max! \quad (5.40)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad A^1 x = b^1 \quad (5.41)$$

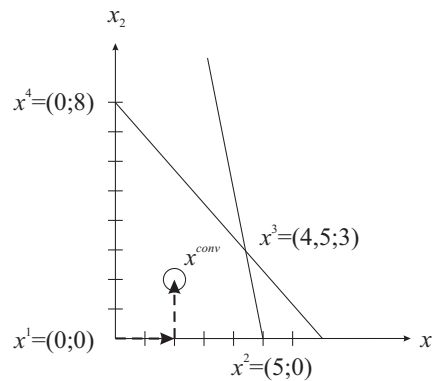
$$A^2 x = b^2 \quad (5.42)$$

$$x \geq 0 \quad (5.43)$$

Eine weitere Voraussetzung ist, dass im konvexen Polytop  $\mathcal{P} = \{x | A^2 x = b^2, x \geq 0\}$  für den Fall, dass  $\text{Modell}_{LP2}$  lösbar ist, alle Punkte durch Konvexkombination der  $p$  Eckpunkte  $x^j, j = 1, \dots, p$  (potentiell optimale Lösungen) erreicht werden können. Abbildung 5.7 verdeutlicht diesen Sachverhalt. Angenommen,  $\mathcal{P}$  beschreibt den dort dargestellten Lösungsraum, eingegrenzt durch zwei Nebenbedingungen und die Achsen  $w_1$  bzw.  $w_2$ . Dann ist eine zulässige Lösung  $x^{\text{conv}}$  gegeben durch

$$x^{\text{conv}} = \sum_{j=1}^p \lambda_j x^j = 2/5 \begin{pmatrix} 5 \\ 0 \end{pmatrix} + 2/8 \begin{pmatrix} 0 \\ 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} \quad (5.44)$$

und dem Vektor der Gewichte  $\lambda_j$  mit  $\sum_{j=1}^p \lambda_j = 1$  und  $\lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, p$  durch die Konvexkombination der Eckpunkte  $x^2 = (5, 0)$  und  $x^4 = (0, 8)$  erreichbar (vgl. Pfeile in Abbildung). Geometrisch bedeutet die Addition der Skalarmultiplikationen von Gewicht  $\lambda$  und Eckpunkt  $x^j$  die Verbindung des zweiten Vektors mit dem Endpunkt des ersten, wobei die Vektoren jeweils aus der Gewichtung der ursprünglichen Vektoren für die Eckpunkte hervorgegangen sind.



**Abb. 5.7.** Konvexes Polyeder mit Eckpunktlösungen und Konvexkombination



### Das Masterproblem und die Vorteile der Dekomposition

Setzt man  $\mathcal{P}$  wiederum in  $Modell_{LP2}$  ein, so erhält man das vorläufige Masterproblem  $Modell_{LP3}$ , gegeben durch (5.45) bis (5.47).

$$(Modell_{LP3}) \quad c \sum_{j=1}^p \lambda_j x^j \rightarrow \max! \quad (5.45)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad A^1 \sum_{j=1}^p \lambda_j x^j = b^1 \quad (5.46)$$

$$\sum_{j=1}^p \lambda_j = 1 \quad (5.47)$$

Mit den gegebenen Vektoren  $c$  und  $x^j$  substituiert man nun noch zu  $\hat{c}_j$  und  $\hat{A}_j^1$  gemäß

$$\hat{c}_j := cx^j \text{ und } \hat{A}_j^1 := A^1 x^j \quad (5.48)$$

und erhält das Masterproblem  $Modell_{DW}^M$  für die Dantzig-Wolfe-Dekomposition mit den Gleichungen (5.49) bis (5.51).

$$(Modell_{DW}^M) \quad \sum_{j=1}^p \hat{c}_j \lambda_j \rightarrow \max! \quad (5.49)$$

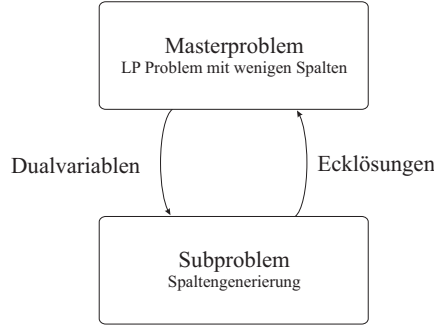
$$\text{u.B.d.N.} \quad \sum_{j=1}^p \hat{A}_j^1 \lambda_j = b^1 \quad (5.50)$$

$$\sum_{j=1}^p \lambda_j = 1 \quad (5.51)$$

Über die Konvexkombination (5.44) ist damit jede zulässige Lösung  $\tilde{\lambda}$  im Masterproblem auch eine zulässige Lösung  $\tilde{x}$  im Originalproblem ( $\tilde{x} = \sum_{j=1}^p \tilde{\lambda}_j x^j$ ). Aufgabe des Algorithmus ist es nun, die Optimalität der Lösung nachzuweisen oder das Masterproblem derart zu ändern, dass es bessere Lösungen findet.

Der sich daraus ergebende Vorteil begründet sich wie folgt.  $A^2x = b^2$  wurde ersetzt durch  $\sum_{j=1}^p \lambda_j$ . Statt  $n$  Spalten (Variablen) im Originalproblem gibt es durch die Gewichtung der Ecklösungen sehr viele neue Variablen. Zu Beginn sind keine oder sehr wenige Ecklösungen bekannt und damit auch noch nicht im Masterproblem enthalten. Allerdings ist deren Anzahl für praktische Probleme als sehr groß anzunehmen. Weiterhin sind im neuen Masterproblem weit weniger Zeilen (Nebenbedingungen) enthalten, da wir von einer dünn besetzten Koeffizientenmatrix ausgegangen sind. Vom Simplex-Algorithmus weiß man, dass der Rechenaufwand linear mit der Anzahl der Variablen und quadratisch mit der Anzahl der Nebenbedingungen ansteigt. Somit ist das schwere Originalproblem in ein nun einfaches Masterproblem übergegangen. Neue Spalten für das Masterproblem (entsprechen der Hinzunahme neuer Ecklösungen und damit neuer Variablen) werden generiert, wenn sie dessen Lösung verbessern können. In der Literatur wird dieser Prozess als Spaltengenerierung (engl.: column generation) bezeichnet (Grünert und Irnich, 2005, S. 158ff.).

Die Arbeitsweise des Dekompositionsansatzes im Speziellen und der Spaltengenerierung im Allgemeinen ist in Abbildung 5.8 dargestellt. Das Masterproblem habe ich bereits formuliert. Es löst das lineare Programm mit anfänglich vergleichsweise wenigen Spalten und versorgt das noch aufzustellende Subproblem mit Informationen über Schattenpreise. Mit diesen Informationen generiert das Subproblem neue Spalten für das Masterproblem, die eine Verbesserung der Lösung herbeiführen. Können keine neuen Spalten erzeugt werden, ist das Originalproblem gelöst. Diese Arbeitsweise erläutere ich im Folgenden im Detail.



**Abb. 5.8.** Arbeitsweise der Spaltengenerierung durch Zusammenspiel von Master- und Subproblem

### Das beschränkte Masterproblem

Ein Masterproblem, das neue Spalten enthält, wird beschränktes Masterproblem (engl.: restricted master problem) genannt. Es bildet sich durch die Hinzunahme neuer gewichteter Ecklösungen. In jeder Iteration  $k$  des Algorithmus wird eine neue Ecklösung als aussichtsreich angesehen und als Vorschlag in das Masterproblem aufgenommen. Somit entsteht nach  $k$  Iterationen das  $k$ -te Masterproblem  $Modell_{DW}^{RM}$  mit den Gleichungen (5.52) bis (5.54). Die Anzahl der bisher einbezogenen Ecklösungen  $x^j$  mit  $j \in P(k) \subset \{1, \dots, p\}$  ist daher abhängig von der Iteration.

$$(Modell_{DW}^{RM}) \quad \sum_{j \in P(k)} \hat{c}_j \lambda_j \rightarrow \max! \quad (5.52)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad \sum_{j \in P(k)} \hat{A}_j^1 \lambda_j = b^1 \quad (5.53)$$

$$\sum_{j \in P(k)} \lambda_j = 1 \quad (5.54)$$

Wenn nun die optimale Lösung für das beschränkte Masterproblem  $Modell_{DM}^{RM}$  durch  $\tilde{\lambda}$  gegeben sei, dann ist diese auch zulässig für das Masterproblem  $Modell_{DM}^R$ . Nun wollen wir noch wissen, ob  $\tilde{\lambda}$  auch optimal für das unbeschränkte Masterproblem und damit für das Originalproblem ist<sup>3</sup>.

<sup>3</sup> Die Verbindung zwischen Master- und Originalproblem hatten wir über (5.44) hergestellt.

Neue Variablen werden durch das Pricing-Problem und einen Optimalitätstest gefunden. Das duale Problem zu  $Modell_{DW}^{RM}$  sei gegeben durch die Gleichungen (5.55) und (5.56) mit dem Vektor der dualen Variablen  $u$  und der dualen Variable  $v$ .

$$(Modell - Dual_{DW}^{RM}) \quad ub^1 + v \rightarrow \min! \quad (5.55)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad u\hat{A}_j^1 + v \geq \hat{c}_j \quad \forall j \in P(k) \quad (5.56)$$

### Optimalitätstest

Dieser Test funktioniert analog zum Simplex-Algorithmus bzw. der vorgestellten MODI-Methode. Die bekannte Optimalitätsbedingung ergibt sich aus  $Modell - Dual_{DW}^{RM}$  zu  $\hat{c}_j^* = -\hat{c}_j + u\hat{A}_j^1 + v$ ,  $\forall j \in P(k)$ . Falls die optimale Lösung für das beschränkte Masterproblem  $Modell_{DW}^{RM}$  gefunden wurde, ergibt sich  $\hat{c}_j^* \geq 0$ , es sind also keine Verbesserungen mehr möglich und eine optimale Lösung für das Originalproblem  $Modell_{LP1}$  wurde gefunden. Diese lässt sich durch die Konvexkombination der identifizierten Ecklösungen mit  $x = \sum_{j \in P(k)} \lambda_j x^j$  leicht bestimmen.

Wenn der Optimalitätstest  $\hat{c}_j^* = \hat{c}_i^* \leq 0$  ergibt, kann die neue Spalte  $i$  die Lösung von  $Modell_{DW}^{RM}$  verbessern. Bei der Suche nach dieser Spalte wird der reduzierte Kostenkoeffizient  $\hat{c}_i^* = \hat{c}_j^* = \min\{-\hat{c}_j + uA_j^1 + v\}$  gemäß Optimalitätskriterium gesucht. Dieser ergibt sich durch eine Suche in den Eckpunktlösungen und muss dafür zu (5.57) bis (5.59) äquivalent ersetzt werden. Formel (5.57) ergibt sich aus der Vorzeichenumkehr, da es sich bei dem Originalproblem um ein Maximierungsproblem handelt, Formel (5.58) realisiert die Rücksubstitution nach Definition (5.48) und (5.59) stellt letztendlich das Maximierungsziel, die Suche nach der aussichtsreichsten Ecklösung, auf.

$$\max\{\hat{c}_j - u\hat{A}_j^1 - v\} = \quad (5.57)$$

$$= \max\{cx^j - uA^1x^j\} - v = \quad (5.58)$$

$$= \max\{(c - uA^1)x \mid x \text{ Extrempunkt von } \mathcal{P}\} - v \quad (5.59)$$

Noch nicht einbezogene Eckpunktlösungen ergeben Spalten im Masterproblem, die zur Verbesserung dessen Lösung beitragen. Um einen neuen Eckpunkt zu finden, wird mit den verbleibenden Nebenbedingungen  $A^2x = b^2$  aus  $Modell_{LP2}$  (Gleichung 5.42 und 5.43) und dem reduzierten Kostenkoeffizienten aus dem dualen Problem (5.59) gesucht. Dazu formulieren wir das Subproblem  $Modell_{DW}^{Sub}$  mit (5.60) bis (5.62).

$$(Modell_{DW}^{Sub}) \quad (c - uA^1)x \rightarrow \max! \quad (5.60)$$

$$\text{u.B.d.N.} \quad A^2x = b^2 \quad (5.61)$$

$$x \geq 0 \quad (5.62)$$

Es wird die Entscheidungsvariable  $x^i$  der Eckpunktlösung  $i$  im Polytop  $\mathcal{P}$  gesucht (vgl. Abbildung 5.7), die die Kosten maximiert und dabei die Bedingungen (5.61) und (5.62) beachtet. Nun kann  $i$  zu den Eckpunktlösungen der letzten Iteration hinzugefügt  $P(k) = P(k) \cup \{i\}$  und wiederum die Substitution  $\hat{c}_i := cx^i$

bzw.  $\hat{A}_i^1 := A^1 x^i$  nach (5.48) durchgeführt werden. Die nächste Iteration  $k + 1$  beginnt beim Masterproblem  $Modell_{DW}^{RM}$ , dass nun durch die neue Spalte noch weiter beschränkt ist. Der Algorithmus endet mit dem Auffinden der optimalen Lösung für das Originalproblem, wenn keine reduzierten Kosten in  $Modell - Dual_{DW}^{RM}$  gefunden werden können.

Erweiterungen über diese Grundvariante der Dantzig-Wolfe-Dekomposition hinaus beziehen sich beispielsweise auf die Parallelisierbarkeit bezüglich der Lösung der Subprobleme und die Koordination der Lösungssuche durch das Masterproblem. Besonders erfolgreich sind diese Ansätze bei sehr großen Problemen, weshalb sie insbesondere für dynamische und dynamisch-stochastische Problemstellung genutzt werden (vgl. Kapitel 5.4).

Der Dekompositionsansatz von Benders (1962); Lasdon (1970); Geoffrion (1972) greift die gleiche Grundidee wie Dantzig und Wolfe (1960) auf, wobei Benders (1962) eine zu Dantzig und Wolfe (1960) duale Vorgehensweise verfolgt. Das duale Masterproblem der Dantzig-Dekomposition ist das Masterproblem der Benders-Dekomposition. Für eine Einführung sei auf Eiselt et al. (1987, S. 360) verweisen.

Holmberg (1995) fasst Dekompositions- und Linearisierungsansätze für stochastische Transportprobleme zusammen. Ohne eine Diskretisierung der stochastischen Variablen zu fordern wendet er die Frank-Wolfe-Methode und die Separable Programmierung an (vgl. die entsprechende Einführung von Wagner (1969, S. 551ff., S. 580ff.)). Weiterhin stellt Holmberg (1995) die Lagrange-Relaxation zur Berechnung von unteren Schranken und die Subgradienten-Methode einerseits zur Verbesserung dieser Schranken und andererseits als Erweiterung der Separablen Programmierung vor. Cross- und Mean-Value-Cross-Dekomposition verbinden jeweils vorgestellte Ansätze miteinander (Holmberg und Jörnsten, 1984).

Ein weiteres Verfahren ist die Forest-Iteration-Method, die auf der Formulierung von Subgraphen (Wäldern) beruht, die Lösungen des stochastischen Transportproblems darstellen. Ohne Diskretisierung nutzt Qi (1985, 1987) die Netzwerkstruktur aus, um iterativ Subgraphen mit sinkenden Zielfunktionswerten zu untersuchen.

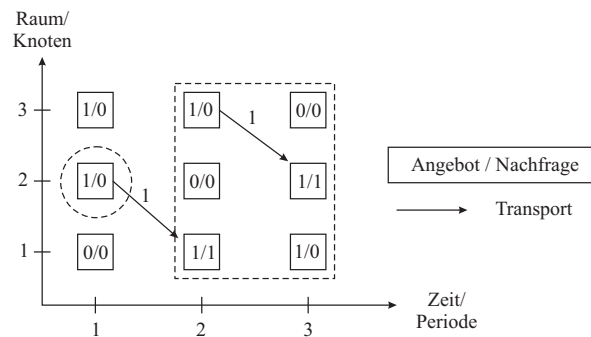
### 5.3 Dynamische Modelle

Aus der mehrperiodigen Sichtweise heraus ergeben sich einige Besonderheiten, die der Modellformulierung vorangestellt werden müssen. Zuerst stellt sich die Frage, warum nicht sukzessive statische Transportprobleme lösen, wenn deren Modellstruktur doch algorithmisch so vorteilhaft ist? Diese Frage ist leicht zu beantworten. Eine vorausschauende Planung ist damit möglich, die Synergieeffekte zwischen den Perioden ermöglicht (Kelley, 1955):

- Aufträge mit gleichen Quellen und Senken können gebündelt werden (vgl. Economies of Scale im Transportmodell in Kapitel 5.1.3 ab Seite 123).
- Für die Nachfrage, die in späteren Perioden auftritt, können Flüsse schon in frühere Perioden vorgezogen werden. Eine vorausschauende Planung und damit

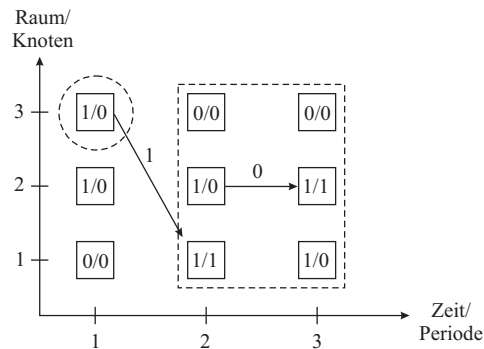
die Vermeidung von Transporten ist möglich. Zusätzlich sind somit ggf. weitere Bündelungen möglich.

Dazu sei auf das Beispiel in Abbildung 5.9 verwiesen. Die Instanz eines dynamischen Transportproblems wird typischerweise in einem Raum-Zeit-Netzwerk mit den Perioden auf der x-Achse und den Knoten auf der y-Achse abgebildet. In Periode 1 sei das Angebot an Knoten 1 null Einheiten und an Knoten 2 und 3 jeweils eine Einheit. Eine Nachfrage ist in dieser Periode nicht vorhanden. Ginge man nun nach dem Prinzip der einperiodigen Transportplanung vor, ergeben sich die Transportflüsse von Knoten 2 nach 1 in Periode 1, bei angenommenen größeren Kosten auf Kante  $[2, 1]$  gegenüber Kante  $[3, 1]$ . Die Ausgangssituation für Periode 2 lässt lediglich noch einen Fluss von Knoten 1 zu Knoten 2 zur Befriedigung der Nachfrage in Knoten 2 in Periode 3 zu. Die Nachfrage ist an beiden Knoten befriedigt und die Lösung, dargestellt in Abbildung 5.9, somit zulässig.



**Abb. 5.9.** Raum-Zeit-Netzwerk und myopische Lösung für ein dynamisches Transportproblem

Bei vorausschauender Herangehensweise wäre eine Lösung mit einem Transport möglich gewesen. Ein mehrperiodiges Modell hätte erkannt, dass die Nachfrage in Knoten 2 in Periode 3 durch den Verbleib des Wechselcontainers in Knoten 2 befriedigt werden könnte. Der notwendige Transport für Knoten 1 in Periode 2 würde so von Knoten 3 ausgehen. Abbildung 5.10 stellt die vorausschauende Lösung im Raum-Zeit-Netzwerk dar.



**Abb. 5.10.** Raum-Zeit-Netzwerk und antizipierende Lösung für ein dynamisches Transportproblem

### 5.3.1 Dynamisch-deterministisches Transportproblem

Neben speziell auf dynamische Transportprobleme zugeschnittenen Lösungsverfahren weisen Bellmore et al. (1969) auf die besonderen Eigenschaften dynamischer Transportprobleme hin und bieten eine entsprechende Modellformulierung an. Bookbinder und Sethi (1980) geben einen Überblick über die bis dato erschienenen Arbeiten zu dieser Problemklasse. Der wohl wichtigste Grund, warum sich sehr viele Arbeiten mit dynamischen Transportproblemen beschäftigen, ist die herausragende Bedeutung dynamischer Aspekte in der Praxis (Aronson, 1989; Abrache, 2000; Lam et al., 2007)<sup>4</sup>.

Für die Modellierung stelle ich die wesentlichen Unterschiede des hier betrachteten dynamischen Transportproblems zum Hitchcock-Koopman-Transportproblem (Hitchcock, 1941) heraus, die gleichzeitig als Anforderung für das zu entwickelnde Modell dienen.

1. Anforderung 1: Das Problem ist dynamisch (mehrperiodig, mehrstufig). Das Angebot und die Nachfrage an einem Knoten sind abhängig von der betrachteten Periode.
2. Anforderung 2: Mehr Nachfrage als Angebot und mehr Angebot als Nachfrage in einer Periode können auftreten. Weiterhin gibt es Knoten, die in bestimmten Perioden weder ein Angebot noch eine Nachfrage an Gütern aufweisen.
3. Anforderung 3: Alle Knoten können (abhängig von der Periode) Quellen und Senken sein. Jeder Knoten hat eine zu spezifizierende Lagerkapazität. Diese wird als unendlich angenommen. Es sollen keine Lagerhaltungskosten entstehen.

#### Formulierung nach Bellmore et al. (1969)

Bellmore et al. (1969) wählen die Formulierung über ein Transshipment-Problem, verbunden über Lagerhaltungsvariablen. Dazu definieren sie ein Transportmodell  $Modell_{msTP}^{Bell}$  wie in (5.63) bis (5.66) und nutzen den zweiten Transformationsansatz zum Transshipment-Problem. Dieser erweitert die Transportmatrix um die Transshipment-Knoten und ist in Kapitel 5.1.2 beschrieben.

$$(Modell_{msTP}^{Bell}) \sum_{t \in T} \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij}^t w_{ij}^t + \sum_{t \in T} \sum_{j \in N} d_j^t I_j^t \rightarrow \min! \quad (5.63)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j \in N} w_{ij}^t \leq a_i^t \quad \forall i \in M; t \in T \quad (5.64)$$

<sup>4</sup> Aus historischer Sicht werden dynamische Flussprobleme in Transshipment-Probleme und Minimalkosten/Maximumfluss-Probleme unterteilt. Letztere suchen in einem Netzwerk mit einer Quelle und einer Senke den maximal möglichen Güterfluss, der durch das gesamte Netzwerk auf den Kanten transportiert werden kann. Transshipment-Probleme wurden in Kapitel 5.1.2 besprochen. Die Formulierung von Ford und Fulkerson (1958, 1962) gilt als Grundlage für die Modellierung von dynamischen Flüssen in Netzwerken.

$$\sum_{i \in M} w_{ij}^t + I_j^t - I_j^{t+1} \geq b_j^t \quad \forall j \in N; t \in T \quad (5.65)$$

$$w_{ij}^t \in \mathbb{N} \quad \forall i \in M; j \in N; t \in T \quad (5.66)$$

Der Transportkostensatz  $c_{ij}^t$  wird weiterhin mit der transportierten Menge  $w_{ij}^t$ , nun aber für jede einzelne Periode  $t$ , multipliziert. Zur Zielfunktion kommt noch zusätzlich das Produkt aus gelagerter Menge  $I_j^t$  und Lagerkostensatz  $d_j^t$  hinzu (5.63). Das Angebot  $a_i^t$  darf nicht überschritten werden und die Nachfrage  $b_j^t$  muss aus der gelagerten Menge bedient werden. Nebenbedingung (5.65) wurde aus der ursprünglichen statischen Formulierung (5.3) abgeleitet. Sie beschreibt die Bilanz aus Fluss, Lagermenge und Nachfrage in einem Knoten  $j$ . Der Fluss in eine Senke  $j$  aufgestockt um die gelagerte Ware  $I_j^t$  in diesem Knoten und dieser Periode abzüglich der Lagermenge in der nächsten Periode  $I_j^{t+1}$  muss mindestens der Nachfrage entsprechen. Die Einschränkung auf ganzzahlige Flüsse wurde wie im statischen Modell vollzogen (5.66).

Das Modell erfüllt Anforderung 1, ein zeitlicher Aspekt ist berücksichtigt und über die Lagerbilanz kann periodenübergreifend geplant werden. Anforderung 2 ist auch umgesetzt, da ein überschüssiges Angebot ( $\sum_{i \in M} a_i > \sum_{j \in N} b_j$ ) durch Lagerung erlaubt ist. Anforderung 3 ist nicht erfüllt: Wenn ein Ort einmal in die Menge  $M$  der Quellen aufgenommen wurde, dann ist es in diesem Modell nicht möglich dort eine Nachfrage zu generieren. Analog gilt dies für die Menge  $N$  der Senken.

### Formulierung nach Aronson (1989)

Aronson (1989) formuliert ein dynamisches Netzwerkflussmodell mit vier Indizes  $Modell_{msTP}^{Aron}$  und erhält somit eine bipartite Darstellung der Knoten über die Zeit. Weiterhin sind Flüsse über eine Periode hinweg möglich. Dafür benötigt er die Mengen  $N_i^+(t)$  als Knoten, die in Periode  $t$  eine ausgehende Kante  $(i, j)$  besitzen. Analog verhält es sich für die Menge  $N_i^-(t)$ , für die in Periode  $t$  eine eingehende Kante  $(i, j)$  existiert. Alle Kanten sind in der Menge  $A(t)$  enthalten. Die anfallenden Kosten für den Fluss  $w_{ijt'}$  auf Kante  $((i, t)(j, t'))$  werden in der Kostenmatrix  $c_{ijt'}$  abgebildet. Abhängig vom Vorzeichen wird mit  $a_i^t$  das Angebot (+) und die Nachfrage (−) an Knoten  $i$  in Periode  $t$  bezeichnet. Damit ergibt sich die folgende alternative Modellformulierung  $Modell_{msTP}^{Aron}$ .

$$(Modell_{msTP}^{Aron}) \quad \sum_{i, t \in N(t)} \sum_{j, t' \in N_i^+(t)} c_{ijt'} w_{ijt'} \rightarrow \min! \quad (5.67)$$

u.B.d.N.

$$\sum_{j, t' \in N_i^+(t)} w_{ijt'} - \sum_{j, t' \in N_i^-(t)} w_{ijt'} = a_i^t \quad \forall (i, t) \in N(t); t \in T \quad (5.68)$$

$$w_{ijt'} \in \mathbb{N} \quad \forall ((i, t), (j, t')) \in A(t); t \in T \quad (5.69)$$

Die Zielfunktion (5.67) minimiert die bekannten mengenabhängigen Transportkosten. Nebenbedingung (5.68) bilanziert die eingehenden und ausgehenden Flüsse

an Knoten  $i$  in Periode  $t$  und gewährleistet die Einhaltung der Nachfragedeckung. Ein Pseudoknoten ist in dieser Formulierung für die Aufnahme des überschüssigen Angebots notwendig. Die Einschränkung auf ganzzahlige Flüsse wurde wiederum vollzogen (5.69).

Durch die geschickte Konstruktion der Mengen, die wiederum von der Periode abhängig sind, umgeht Aronson (1989) die Beschränkung von  $Modell_{msTP}^{Bell}$  bezüglich der Aufteilung der Knoten in Quellen und Senken. Diese Zugehörigkeit zu einer dieser beiden Knotenmengen kann sich im Laufe der Zeit ändern und Anforderung 3 ist somit erfüllt. Es ist leicht zu sehen, dass die Anforderungen 1 und 2 ebenfalls erfüllt sind.

### Mein Formulierungsansatz

In diesem Abschnitt wird das in Bellmore et al. (1969) beschriebene Modell mit Lagerhaltungsvariablen und das Modell mit vier Indizes von Aronson (1989) adaptiert. Es sei besonders darauf hingewiesen, dass für den Fall fehlender Lagerhaltungskosten das Angebot und die Lagerhaltung an einem Knoten vereinigt werden kann (Variable  $a_i^t$ ). Dieser Ansatz führt zu  $Modell_{msTP}$ .

$$(Modell_{msTP}) \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij}^t \rightarrow \min! \quad (5.70)$$

u.B.d.N.

$$a_i^{t+1} = \sum_{j \in N} w_{ji}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (5.71)$$

$$a_i^t = \sum_{j \in N} w_{ij}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (5.72)$$

$$a_i^t \geq b_i^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (5.73)$$

$$a_i^t, w_{ij}^t \in \mathbb{N} \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (5.74)$$

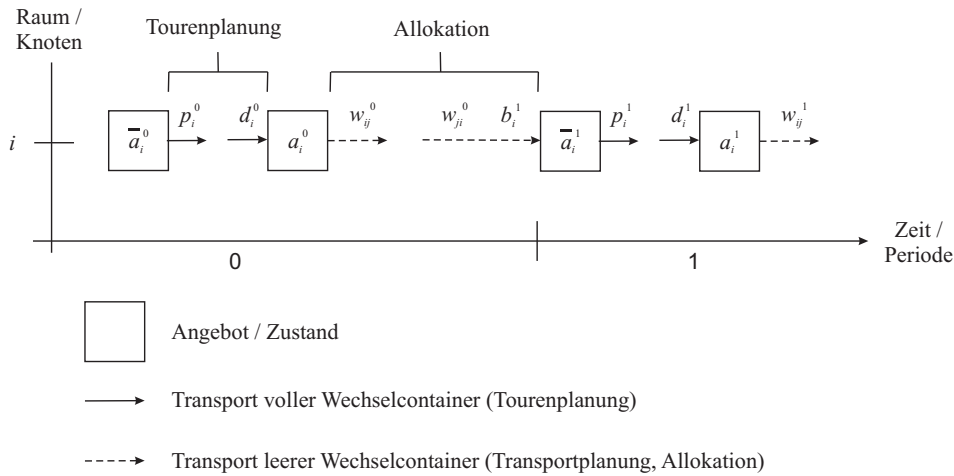
Angebot und Nachfrage an einem Knoten in einer bestimmten Periode werden auch bei  $Modell_{msTP}^{Aron}$  als bekannt vorausgesetzt. Die Zielfunktion (5.70) minimiert die Summe aller Flüsse  $w_{ji}^t$  in allen Perioden. Nebenbedingung (5.71) schreibt das Angebot  $a_i^{t+1}$  für einen Knoten  $i$  in Periode  $t+1$  durch die Aufsummierung aller eingehenden Flüsse an diesem Knoten fort.

Nebenbedingung (5.72) sorgt für die Bestimmung der Größe des Flusses, der in Periode  $t$  den Knoten  $i$  verlässt. Das gesamte Angebot in  $i$  muss den Knoten  $i$  verlassen. Eine Lagerung ist durch Flüsse  $w_{ij}^t$  mit  $i = j$  möglich, da hier keine Kosten anfallen und die Lagerkapazität als unendlich angenommen wird.

Um das Angebot an einem bestimmten Knoten in einer bestimmten Periode erfüllen zu können, muss dieses mindestens der Nachfrage am gleichen Knoten in der gleichen Periode entsprechen. Nebenbedingung (5.73) stellt dies sicher. Sollte eine Nachfrage von z.B. drei Gütern an Knoten  $i$  in Periode  $t$  vorliegen ( $b_i^t = 3$ ), so muss das Angebot mindestens drei Einheiten entsprechen. Die Entscheidungsvariablen für den Fluss und das Angebot in allen Perioden sind ganzzahlig (5.74).



Die Notation ist in Abbildung 5.11 dargestellt und an die Besonderheiten des SCP angepasst. Rechtecke stellen Zustände bzw. das Angebot an einem Knoten  $i$



**Abb. 5.11.** Das dynamische Transportproblem und dessen Notation

dar. Die Variable  $\bar{a}_i^t$  kennzeichnet das Angebot vor der Tourenplanung. Pickups  $p_i^t$  gehen aus Knoten  $i$  heraus und Deliveries  $d_i^t$  gehen in Knoten  $i$  hinein. Nach der Realisierung der Tourenplanung ist das System in dem Zustand, bevor die Transportplanung beginnt. Das Angebot beträgt  $a_i^t$  und die Nachfrage  $b_i^t$ . Die Nachfrage in Periode  $t$  ergibt sich aus den benötigten leeren Wechselcontainern der Periode  $t + 1$ . Die Flussvariable  $w_{ij}^t$  repräsentiert die aus Knoten  $i$  abgehenden und  $w_{ji}^t$  die hineingehenden Flüsse leerer Wechselcontainer.

Eine Anfangsbelegung  $\bar{a}_i^0 = 0$  stellt sicher, dass das Modell die Angebote und Flüsse für die folgenden Perioden  $t > 0$  bestimmen kann. Das Angebot in Periode 0 ist somit ein Datum. In den Folgeperioden stellt das Angebot eine Entscheidung und  $a$  eine Entscheidungsvariable dar. Das Angebot an leeren Wechselcontainern für die Leerfahrten  $a_i^t$  errechnet sich aus dem Angebot  $\bar{a}_i^t$  vor Beginn der Transportfahrten der Periode  $t$  abzüglich der Pickups und zuzüglich der eintreffenden Deliveries aus den Transportfahrten. Dieses Angebot dient als Grundlage für die Berechnung der Flüsse  $w_{ij}^t$  und damit der Leerfahrten.

In jeder Periode können Knoten auftreten, die weder Angebot noch Nachfrage aufzeigen. Die Lagerkapazität aller Knoten kann ausgenutzt werden, um eine in späteren Perioden auftretende Nachfrage zu antizipieren. Dazu wird ein Fluss in einer frühen Periode erzeugt und die leeren Wechselcontainer solange gelagert, bis sie benötigt werden. Des Weiteren können alle Knoten, abhängig von der Periode, als Nachfrage-Knoten, Angebots-Knoten oder Transshipment-Knoten ohne Nachfrage und Angebot auftreten. Mit diesen Eigenschaften sind die Anforderungen 1 bis 3 erfüllt.

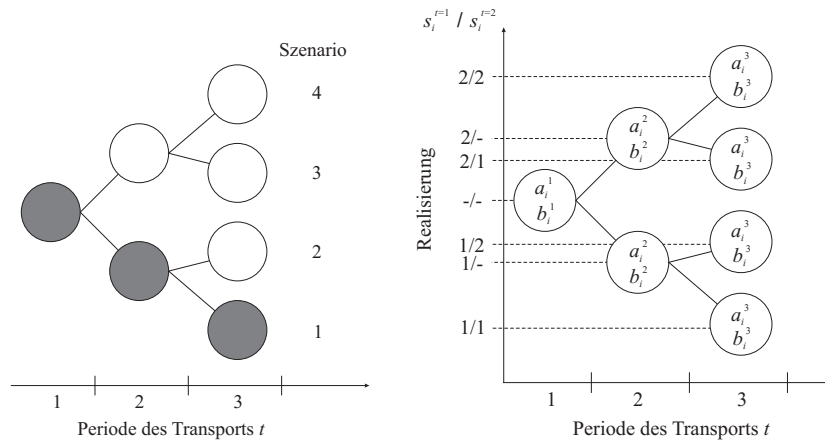
Für die Anpassung an die stückweise-lineare Kostenstruktur ist analog zur statischen Situation die Einführung der Entscheidungsvariablen  $\hat{w}_{ij}^t$  und  $\check{w}_{ij}^t$  für einfache und doppelte Flüsse notwendig (vgl. Kapitel 5.1.3). Dies führt zu  $Modell_{msplTP}$  beschrieben durch die Formulierungen (5.75) bis (5.78).



### Szenariobaum

Dynamisch-stochastische Probleme lassen sich anschaulich in einem Szenariobaum darstellen. Ein Szenario ist die Abfolge von Zuständen, Realisierungen der stochastischen Variablen in jeder Periode und Entscheidungen. Ein Zustand im Transportproblem ist gegeben durch das Angebot  $a_i^t$  in einer Periode  $t$  und die Nachfrage  $b_i^{t+1}$  der Folgeperiode  $t+1$  an einem Knoten  $i$ . Die Realisierung betrifft die beobachtbaren bzw. vorliegenden Pickups und Deliveries, gegeben durch die Transportaufträge.  $\bar{a}_i^t$  dient als Hilfsvariable zur Berechnung des Angebots vor Ausführen der Transportaufträge. Die Entscheidungen über Repositionierungen (Allokationsaufträge) sind über die Flüsse  $w_{ij}^t$  auf einer Kante  $(i, j)$  in einer Periode  $t$  zu treffen.

Eine Folge von Zuständen im dynamisch-deterministischen Transportproblem bzw. die Realisierungen der stochastischen Variablen entsprechen einem möglichen Szenario. Ein Szenariobaum bietet die Möglichkeit, Auswirkungen der Stochastik im Zeitverlauf anschaulich darzustellen (vgl. Abbildung 5.13). Aus einem Szenariobaum leite ich die Notation für die Formulierung der Modelle und letztendlich als äquivalentes deterministisches Programm die Modelle selbst ab.



**Abb. 5.13.** Generierung von Szenarien, diskrete Realisierungen und die verwendete Notation

Im Abschnitt über das statisch-stochastische Transportproblem wurde bereits angesprochen, dass die Stochastik in Form von Wahrscheinlichkeitsverteilungen diskretisiert werden kann (vgl. Seite 126). Dies gilt auch für die dynamischen Probleme. Daraus ergeben sich über die Zeit gesehen Szenarien für die verschiedenen Realisierungen  $s_i^t \in S_i^t$  von Pickups und Deliveries und damit auch des Angebots und der Nachfrage. Jede Realisierung in jeder Periode stellt somit einen deterministischen Wert dar.

Im Detail sieht sich das folgendermaßen dar: Sind beispielsweise zwei Realisierungen  $s_1^t = 1$  und  $s_1^t = 2$  ( $|S_i^t| = 2$ ) pro Periode zu verzeichnen, so gibt es in Periode 2 bereits zwei verschiedene Zustände, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit auftreten. Ausgehend von den Zuständen in Periode 2 sind wiederum je zwei Realisierungen  $s_i^2 = 1$  und  $s_i^2 = 2$  möglich. Somit baut sich

ein Szenariobaum auf, der in diesem Beispiel  $|S|^{T-1} = 2^2 = 4$  Szenarien enthält und in Abbildung 5.13.1 schematisch dargestellt ist. Die Folge von Zuständen und Zustandsübergängen in Abbildung 5.11 entspricht genau einem Szenario und ist in Abbildung 5.13.1 durch dunkelgraue Kreise markiert. Es ist leicht zu sehen, dass ab einer bestimmten Anzahl an Perioden und Knoten sehr viele Szenarien entstehen. Dies ist eine Herausforderung an die Lösungsverfahren und wird in Kapitel 5.4 besprochen.

Der jeweilige Einfluss der Realisierung auf Angebot und Nachfrage ist in Abbildung 5.13.2 verdeutlicht. Geht man in Periode 1 von einem bekannten Angebot  $a_i^1$  und einer risikobehafteten Nachfrage  $b_i^1$  mit einer bestimmten Realisierung  $s_i^1$  aus, so ist der Ausgangszustand definiert. Das Problem, für diesen Zustand einen gültigen Fluss von Wechselcontainern unter Berücksichtigung der Nachfrage zu generieren ist ein statisch-deterministisches Transportproblem.

Da wir wissen, dass genau zwei mögliche Ausprägungen der stochastischen Variablen  $\beta_i^t$  eintreten können, geht die Planung der nächsten Periode von zwei Realisierungen  $s_i^1$  aus. Für diese diskreten und jeweils deterministischen Werte für die mittlerweile realisierte Nachfrage der vorherigen Periode ist die Berechnung eines neuen Angebots  $a_i^2$  für Periode 2 aus dem Angebot und den Pickups und Deliveries von Periode 1 mit  $\bar{a}_i^1 - p_i^1 + d_i^1$  möglich. Führt man diese Prozedur sukzessive fort, erhält man einen Szenariobaum mit einer Abfolge von jeweils statisch-deterministischen Transportproblemen.

### Techniken der mehrstufigen Stochastischen Programmierung

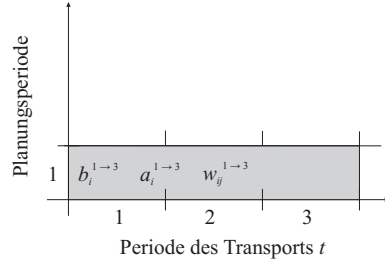
Im Gegensatz zur zweistufigen Stochastischen Programmierung werden bei der mehrstufigen Stochastischen Programmierung alle Entscheidungsvariablen des Modells unter Berücksichtigung der möglichen Realisierungen des gesamten Planungshorizonts belegt. Alle Angebotsverteilungen  $\alpha_i^t$  und Nachfrageverteilungen  $\beta_i^t$  mit  $t = 1, \dots, T$  liegen diskretisiert gemäß der wahrscheinlichen Realisierungen  $s_i^t$  vor. Unter diesem Gesichtspunkt ist zu beachten, wann Daten für die Planung mit Sicherheit bekannt sind und wie sie in die Planung einbezogen werden. Aus dieser Überlegung ergeben sich vier situationsbedingte Vorgehensweisen. Diese sind in Abbildung 5.14 zusammengefasst und durch die Arbeit von Wagner (1969, S. 678ff.) motiviert (vgl. (Huth und Mattfeld, 2008a)).

#### *A-priori-Planung mit deterministischen Daten*

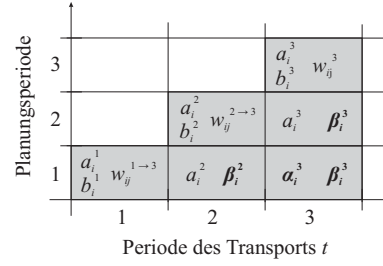
Abbildung 5.14.1 verdeutlicht das gewählte Darstellungsschema anhand des dynamisch-deterministischen Problems. Das Angebot  $a_i^{1 \rightarrow 3}$  in allen Perioden  $t$  und allen Knoten  $i$  und analog auch die Nachfrage  $b_i^{1 \rightarrow 3}$  sind mit Sicherheit bekannt. Daraus resultierende Entscheidungen in Form von Flüssen von Gütern  $w_{ij}^{1 \rightarrow 3}$  können ex-ante bestimmt werden. Die Planung erfolgt demnach vor Beginn der ersten Periode einmalig für alle folgenden Perioden des Planungshorizonts, jeweils grau hinterlegt.

#### *Rollierende Planung: Aktuelle Periode sicher*

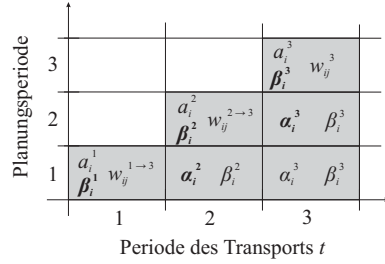
Der Einfluss stochastischer Daten ist in Abbildung 5.14.2 dargestellt, wobei die Daten der jeweils ersten Periode eines Planungslaufes mit Sicherheit bekannt sind.



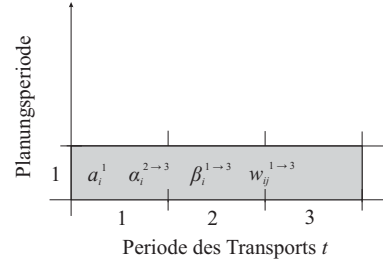
5.14.1: A-priori-Planung mit deterministischen Daten



5.14.2: Rollierende Planung 1



5.14.3: Rollierende Planung 2



5.14.4: A-priori-Planung mit stochastischen Daten

**Abb. 5.14.** Sequenz von Entscheidungen bei der mehrstufigen Stochastischen Programmierung

Angenommen, es wird in Periode 1 eine Planung für diese und alle folgenden Perioden im Planungshorizont vorgenommen (grau hinterlegte Zeile). Dann ergibt sich durch die sichere Datengrundlage für Angebot und Nachfrage in Periode 1 ein deterministisch berechenbares Angebot in Periode 2. Ab dieser Periode ist allerdings die Nachfrage  $\beta_i^t$  stochastisch und damit auch alle Angebote  $\alpha_i^t$  ab Periode 3, da diese ja von der tatsächlichen Realisierung der jeweils vorangegangenen Nachfrage abhängen. Die Änderungen in den Daten sind hier wie auch in den folgenden Fällen durch fett gedruckte Buchstaben hervorgehoben. Für die A-priori-Berechnung der Flüsse in allen Perioden bedeutet das die Generierung von Szenarien.

Die Periodizität, mit der Daten bekannt werden, erlaubt es die Planung mit jeweils gemäß den Realisierungen der letzten Periode bekannten Daten wiederholt auszuführen. Somit besteht die Möglichkeit, die Entscheidungen auf Basis der bestmöglichen Datengrundlage zu treffen. Die Planung mit einem rollierenden Planungshorizont ist auch in Literatur und Praxis anerkannt und wird der Tatsache gerecht, dass Daten in naher Zukunft meist genauer bekannt sind als solche in weit entfernt liegenden Perioden. Dieser Planungsansatz kommt auch im nächsten Fall zur Anwendung.

#### *Rollierende Planung: Alle Perioden unter Risiko*

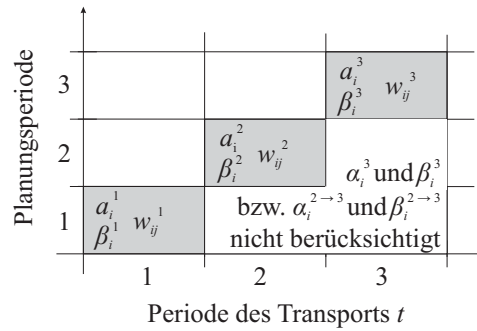
Dieser Fall (Abbildung 5.14.3) und damit die zugrundeliegenden Daten unterscheiden sich lediglich gering von dem vorherigen. Lediglich die Nachfrage in der jeweils ersten betrachteten Periode  $\beta_i^t$  ist nun zusätzlich mit Risiko behaftet. Damit wird auch das Angebot der Folgeperiode  $\alpha_i^{t+1}$  stochastisch, und die Szenarien müssen bereits eine Periode eher generiert werden.

*A-priori-Planung mit stochastischen Daten*

Die letzte dynamische Planungssituation beruht auf der Annahme, dass der Planer im Voraus alle Entscheidungen ohne spätere Aktualisierung der Datengrundlage treffen muss. Ein grauer Balken in Abbildung 5.14.4 steht für die einmalige Planung des Problems. Weiterhin ist das Angebot der ersten Periode bekannt und die Nachfrage der ersten und somit das Angebot und die Nachfrage aller weiteren Perioden sind allerdings mit Risiko behaftet.

*Dekomposition in zweistufige Modelle*

In diesem Kontext möchte ich noch auf die Zerlegung des mehrstufigen Problems in mehrere einstufige Probleme eingehen. Das ist eine Möglichkeit zur Komplexitätsreduktion. Abbildung 5.15 fasst die dazu notwendige Notation und die Grundstruktur der Variablen für das zweistufige stochastische Modell in Anlehnung an die Erkenntnisse aus Kapitel 5.1.4 zusammen. Durch die Anwendung auf die Abbildungen zu Techniken der mehrstufigen Stochastischen Programmierung (Abbildung 5.14) ist die Vorgehensweise folgendermaßen zu erklären.



**Abb. 5.15.** Zweistufige Stochastische Programmierung

Eine statische Planungssituation ist charakterisiert durch ein deterministisches Angebot  $a_i^t$  und eine stochastische Nachfrage  $\beta_i^t$ . Daraus wird z.B. durch ein zweistufiges Recourse-Modell (*Modell<sub>2R</sub>*) eine Lösung generiert. Die Nachfragen der zukünftigen Perioden  $\beta_i^{2..T}$  bis zum Ende des Planungshorizonts  $T$  finden keine Berücksichtigung im statischen Modell. Daher ist auch die Berechnung der entsprechenden zukünftigen Angebote  $\alpha_i^{2..T}$  nicht notwendig. Erst für den nächsten Planungslauf, wenn die stochastischen Variablen bekannt geworden sind, wird das Angebot  $a_i^{t+1}$  aktualisiert und das nächste zweistufige Modell aufgestellt.

Die Modellierung über mehrere aufeinanderfolgende zweistufige stochastische Programme ist eine Möglichkeit, der Dynamik und Stochastik zu begegnen. Im Sinne des Gesamtoptimums nach Minkoff (1985) ist jedoch ein Modell anstrebenswert, das alle Perioden und somit auch alle Szenarien im Sinne der A-priori-Optimierung gleichzeitig betrachtet.

### Modellformulierung für das dynamisch-stochastische Transportproblem mit Recourse

Da nun die wichtigsten Planungssituationen unter Beachtung der zugrunde liegenden Daten vorgestellt sind, bleibt die Frage nach der Modellformulierung für dynamisch-stochastische Transportprobleme. Prinzipiell kann das Modell (5.70) bis (5.74), vorgestellt für dynamische Transportprobleme, weiterverwendet werden. Zusätzlich muss noch der Ansatz aus Kapitel 5.1.4 zum Recourse-Modell in die Formulierung einfließen. Das hat Auswirkungen auf die Entscheidungen der zweiten Stufe, da diese auch abhängig vom Szenario sein müssen. Diese Grundüberlegung führt zu folgendem Vorgehen nach Wagner (1969, S. 678ff.) und schließlich zu *Modell<sub>smsTP</sub>*.

Zuerst wird ein deterministisches Modell des Problems formuliert, wie es bereits in Kapitel 5.3.1 für das dynamisch-deterministische Transportmodell geschehen ist. Als zweiter Schritt folgt die Entwicklung der Szenarien. Wie bereits erwähnt, benötigt man für die Entscheidungen der zweiten Stufe eine neue Entscheidungsvariable  $v_{ijs}^t$ , die den Güterfluss von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  in Periode  $t$  nach der eingetretenen Realisierung  $s$  modelliert.  $v_{ijs}^t$  repräsentiert damit die Aktionen, die getroffen werden müssen, falls die Entscheidung  $w_{ij}^t$  nicht durchführbar (Fluss zu groß) oder nicht ausreichend (Fluss zu klein) war, d.h. die Realisierung nicht wie erwartet eingetreten ist.

Weitere Anpassungen aufgrund der entstehenden Szenarien sind für das stochastische Angebot  $a_{is}^t$  und die stochastische Nachfrage  $b_{is}^t$  notwendig. Auch hier ist die Belegung von den jeweiligen Realisierungen  $s$  und der Wahrscheinlichkeit des Auftretens  $p_{js}^t$  an einem Knoten  $j$  in einer Periode  $t$  abhängig. Die Summe der Auftrittswahrscheinlichkeiten der Realisierung an einem Knoten in einer Periode ergibt sich zu 100%:

$$\sum_{s \in S} p_{js}^t = 1 \quad \forall j \in N, t \in T \quad (5.79)$$

Das äquivalente deterministische Modell lautet unter Beachtung der Anpassungen wie folgt:

$$(\text{Modell}_{\text{smsTP}}) \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij}^t + \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{s \in S} c_{ij} v_{ijs}^t p_{js}^t R \rightarrow \min! \quad (5.80)$$

u.B.d.N.

$$a_{is}^{t+1} = \sum_{j \in N} (w_{ji}^t + v_{jis}^t) \quad \forall i \in N, s \in S, t \in T \quad (5.81)$$

$$a_{is}^t = \sum_{j \in N} (w_{ij}^t + v_{ijs}^t) \quad \forall i \in N, s \in S, t \in T \quad (5.82)$$

$$a_{is}^t \geq b_{is}^t \quad \forall i \in N, s \in S, t \in T \quad (5.83)$$

$$a_{is}^t, w_{ij}^t, v_{ijs}^t \in \mathbb{N} \quad \forall i, j \in N, s \in S, t \in T \quad (5.84)$$

Der erste Zielfunktionsterm bleibt gegenüber *Modell<sub>msTP</sub>* unverändert. Das Ziel des zweiten Reparatur-Terms ist es, die Kosten für Maßnahmen für nicht erwartete Realisierungen zu minimieren. Diese setzen sich aus den flussabhängigen

Kosten  $c_{ij}$  und der Wahrscheinlichkeit  $p_{js}^t$  einer Realisierung  $s$  an einem Knoten  $j$  in einer Periode  $t$  zusammen. Zusätzlich kommt noch ein Recourse Faktor  $R$  zum Einsatz, der die Kosten einer Reparatur ausdrückt. Das können beispielsweise Strafkosten für eine verspätete Lieferung oder die Nutzung zusätzlicher, kurzfristig zu beschaffender Transportkapazitäten sein. Ist keine betriebswirtschaftlich motivierte Interpretation von  $R$  zu finden, so stehen prinzipiell zwei Möglichkeiten zur Verfügung:

1. Die Vernachlässigung der Strafkosten durch setzen von  $R = 1$ .
2. Die Formulierung eines Chance-Constrained Modells (vgl. Kapitel 5.1.4).

Das Recoursemodell ist sehr komplex, so dass Möglichkeit zwei zu bevorzugen ist<sup>5</sup>. Die Nebenbedingungen (5.81) bis (5.84) bleiben bis auf die zusätzlichen Zeilen für die Realisierungen gegenüber dem dynamisch-deterministischen Modell gleich.

Des Weiteren führt das Konzept der Szenarien zu neuen Nebenbedingungen im Modell. Tabelle 5.13 verdeutlicht die Belegung der Entscheidungsvariablen  $v_{ijs}^t$  und der Technologiekoeffizienten  $a_{is}^t$  und  $b_{js}^t$  als Konsequenz aus den beschriebenen Szenarien. Weil bei der Generierung der Szenarien von der letzten Periode ausgegangen wird, ergibt das bei drei Perioden insgesamt  $|S|^{T-1} = 4$  Szenarien. Es ist zu beachten, dass eine zusätzliche Periode  $T + 1$  betrachtet werden muss, um den Endzustand der Lagerhaltungsvariable im Transportmodell zu ermitteln (vgl. Gleichung 5.81). Es ergeben sich demzufolge  $2^3 = 8$  Szenarien.

**Tabelle 5.13.** Anpassung der Variablen und Technologiekoeffizienten

Periode 1	Periode 2	Periode 3
$v_{ijs}^1 = v_{ijs+1}^1;$	$v_{ij1}^2 = v_{ij2}^2;$	$v_{ij1}^3; a_{i1}^3; b_{j1}^3$
$a_{is}^1 = a_{is+1}^1;$	$a_{i1}^2 = a_{i2}^2; b_{j1}^2 = b_{j2}^2$	$v_{ij2}^3; a_{i2}^3; b_{j2}^3$
$b_{js}^1 = b_{js+1}^1$		
$\forall s = 1, \dots, S - 1$	$v_{ij3}^2 = v_{ij4}^2;$	$v_{ij3}^3; a_{i3}^3; b_{j3}^3$
	$a_{i3}^2 = a_{i42}^2; b_{j3}^2 = b_{j4}^2$	$v_{ij4}^3; a_{i4}^3; b_{j4}^3$

Damit nehmen in der letzten Periode dieses kleinen Beispiels  $v_{ijs}^3$ ,  $a_{is}^3$  und  $b_{js}^3$  jeweils vier verschiedene Ausprägungen an. Da jedoch das Szenario  $s = 1$  und  $s = 2$  den gleichen Vorgängerzustand haben, sind in dieser Periode für  $v_{ijs}^2$ ,  $a_{is}^2$  und  $b_{js}^2$  nur zwei verschiedene Ausprägungen notwendig. Damit sind jeweils zwei Variablen bzw. Koeffizienten identisch. Diese Überlegung setzt sich auch in Periode 1 fort, deren Modellparameter lediglich in einer Ausprägung vorliegen. Folgerichtig ergibt sich für diese Periode eine Nebenbedingung der Form  $v_{ijs}^1 = v_{ij2}^1 = v_{ij3}^1 = v_{ij4}^1$ .

Anstatt diese neuen Nebenbedingungen aus Tabelle 5.13 tatsächlich in das Modell zu integrieren, kann die Szenarienstruktur durch das Substituieren überflüssiger Variablen und Koeffizienten gemäß Tabelle 5.13 ausgenutzt werden. Daraus ergibt sich eine erhebliche Reduktion der Größe des Modells. Diese allgemeine

<sup>5</sup> Vergleiche hierzu auch die Diskussion der verschiedenen stochastischen Modelle in Kapitel 5.1.4.



Vorgehensweise lässt sich analog auf die vorgestellten Techniken der mehrstufigen Stochastischen Programmierung anwenden (Wagner, 1969, S. 678ff.).

## 5.4 Lösung dynamischer Entscheidungssituationen

Eine Einordnung der Lösungsmethoden für dynamische Transportprobleme in das Klassifikationsschema aus Kapitel 3.4.3 ist möglich. Da es sich jedoch um ein taktisches Entscheidungsproblem handelt sind Online-Ansätze nicht zu finden. Die Literatur bietet für den dynamisch-deterministischen Fall auf die spezielle Problemstruktur angepasste Lösungsverfahren an. Für dynamisch-stochastische Transportprobleme dominieren generische Lösungsansätze, beispielsweise Dekompositionsverfahren, die Dynamische Programmierung mit Approximation und angepasste Gradientenabstiegsverfahren.

Lösungsansätze für dynamisch-deterministische Transportprobleme sind zurückzuführen auf die Modellierung als Transshipment-Problem (vgl. Kapitel 5.1.2). Probleme dieser Klasse sind mit verschiedenen Methoden gelöst worden. Eine Zusammenfassung bieten Kelly und Garrett (1991). Dazu gehören der Negative-Cycle-Algorithmus (Klein, 1967), der Successive-Shortest-Path-Algorithmus (Bussacker und Gowen, 1961), der Scaling-Algorithmus (Edmonds und Karp, 1972), der Primal-Dual-and-Out-of-Kilter-Algorithmus (Ford und Fulkerson, 1962, S. 162ff.) und der Induktive-Out-of-Kilter-Algorithmus von White (1972). In diesem Kapitel möchte ich zuerst den Netzwerk-Simplex-Algorithmus nach Glover et al. (1976) vorstellen und dann auf das Modell von Bellmore et al. (1969) zurückgreifen, um auf den von ihnen vorgestellten Algorithmus einzugehen.

Wie schon im Modellierungskapitel 5.3 zu Transportproblemen verdeutlicht wurde, ändern stochastische Einflüsse die Struktur des Problems grundlegend. Netzwerkalgorithmen für deterministische Probleme sind nicht mehr anwendbar. Vor allem die in Kapitel 5.2.3 vorgestellten Dekompositionsansätze sind auch in dieser Problemklasse vielversprechend. Darüber hinaus werden speziell auf die Bedürfnisse der Dynamik zugeschnittene Lösungsverfahren in Kapitel 5.4.3 vorgestellt.

### 5.4.1 Netzwerk-Simplex-Algorithmus

Da es sich bei dynamisch-deterministischen Transportproblemen um lineare Programme handelt, ist der Simplex-Algorithmus in seiner ursprünglichen oder revidierten Form anwendbar. Allerdings bietet sich durch die Netzwerkstruktur die Möglichkeit einen vereinfachten Simplex-Algorithmus durchzuführen, den sogenannten Netzwerk-Simplex-Algorithmus (Cunningham, 1976; Glover et al., 1976; Ahuja et al., 1993).

Ein aufspannender Baum sei charakterisiert durch das 3-Tupel  $(A, B, C)$  mit den Kanten,

- $A$ : die sich im Baum befinden.
- $B$ : die nicht im Baum enthalten sind mit einem aktuellen Fluss  $w_{ij} = 0$ .

- $C$ : die nicht im Baum enthalten sind und deren Flussgrenze  $u_{ij}$  bereits erreicht ist.

Aufbauend auf die Formulierung des aufspannenden Baums im Netzwerk sieht das Ablaufschema wie in Algorithmus 5 dargestellt aus.

---

**Algorithmus 5** Netzwerk-Simplexalgorithmus
 

---

- 1: Konstruiere im Netzwerk einen aufspannenden Baum
  - 2: **repeat**
  - 3:   Auswahl einer einzufügenden Kante
  - 4:   Auswahl einer auszuschließenden Kante
  - 5:   Aktualisiere den aufspannenden Baum
  - 6:   Aktualisiere Flüsse und Knotenpotenziale
  - 7: **until** Simplex Optimalitätsbedingung führt zu Abbruch
- 

Durch das Hinzufügen eines künstlichen Knotens kann immer eine gültige Startlösung, ein initialer Spannbaum, erzeugt werden. Dazu werden die Kosten der Kanten größer gesetzt, als sie zusammen auf allen Kanten im Netzwerk sind. Dies stellt eine sehr schlechte Lösung sicher, wenn eine Kante vom künstlichen Knoten ausgehend oder hinführend gewählt wird. Eine Lösung kann daher verbessert werden oder das Problem ist nicht lösbar, wenn ein Fluss durch den künstlichen Knoten führt (Zeile 1 in Algorithmus 5).

Das Knotenpotenzial  $\pi(i)$  für den Wurzelknoten kann als null angenommen werden. Ausgehend vom Startknoten gilt für einen Knoten  $j$  einer Kante  $(i, j)$   $\pi(j) := \pi(i) - c_{ij}$ . Die Optimalitätsbedingung folgt aus der des einfachen Simplex-Algorithmus nach  $c_{ij}^* = c_{ij} - \pi(i) + \pi(j)$ ,  $\forall (i, j) \in A$ . Solange diese Optimalitätsbedingung nicht erfüllt ist, führe Schritte 3 bis 6 aus.

Der erste Schritt dieser sukzessiven Verbesserung ist die Wahl der neu einzufügenden Kante (Zeile 3). Dazu stellt die Literatur mehrere Pivot-Regeln zur Verfügung. Ich möchte die bereits aus dem Simplex-Algorithmus bekannte Dantzig-Regel verwenden. Danach wählt der Algorithmus die Kante mit der größten Kostenreduktion aus den Mengen  $B$  und  $C$ . Diese verspricht den Zielfunktionswert am meisten zu verbessern. Bei einer großen Anzahl von Kanten ist dieser Schritt sehr aufwendig. Andere Regeln zielen auf die Verbesserung dieses Schritts ab (Ahuja et al., 1993).

Der darauf folgende Schritt bestimmt die auszuschließende Kante. Angenommen, die einzufügende Kante sei  $(i, j)$  und die auszuschließende Kante  $(k, l)$ . Kante  $(k, l)$  erzeugt einen gerichteten Kreis, den so genannten Pivotkreis, dessen Richtung abhängig von der Zugehörigkeit von Knoten  $k$  und  $l$  zur Menge  $B$  oder  $C$  ist. Der Grund dafür ist der Folgende:

Auf dem Pivotkreis wird der Fluss maximal erhöht. Die Erhöhung bestimmt sich aus der maximal zulässigen Vergrößerung. Dabei ist zu beachten, in welche Richtung der Kreis durchlaufen wird. Vereinbarungsgemäß weisen Kanten in Abhängigkeit der traversierten Richtung Flüsse mit unterschiedlichen Vorzeichen auf. In welche Richtung der Pivotkreis verläuft, entscheidet sich dadurch, ob die Flusskapazität der Kante  $(k, l)$  erreicht ist (Menge  $C$ ). Wenn dies der Fall ist, kann hier

keine Vergrößerung des Flusses erfolgen. Da aber auf der neuen Kante zusätzliche Güter transportiert werden sollen, wird sie entgegengesetzt durchlaufen und der Fluss in diesem Schritt um die zuvor bestimmte Anzahl von Einheiten verringert. Das Gegenteil gilt für eine auszuschließende Kante in der Menge  $B$ .

Schritt 5 aktualisiert den aufspannenden Baum insofern, dass Kante  $(k, l)$  aus  $A$  entfernt und in  $B$  bzw.  $C$  eingefügt wird. Die Kante  $(i, j)$  wird ebenfalls aus  $A$  entfernt und in  $B$  ( $w_{ij} = 0$ ) oder  $C$  ( $w_{ij} = u_{ij}$ ) eingefügt. Die Flüsse und Knotenpotenziale werden gemäß den Berechnungsvorschriften in (Zeile 6) angepasst.

#### 5.4.2 Transshipment-Algorithmus nach Bellmore

Voraussetzung für die Anwendbarkeit dieses speziellen Netzwerkalgorithmus' ist die Formulierung eines Netzwerks mit einer Quelle ( $Q$ ) und einer Senke ( $S$ ). Gegebenenfalls ist dafür eine Transformation notwendig. Dies kann leicht über die Manipulation der Kostenmatrix geschehen. Darüber hinaus haben Bellmore et al. (1969) das dynamische Transportproblem als statisches Modell umformuliert (vgl. S. 146). Die Grundidee des Algorithmus ist es, sukzessive Flüsse auf Kanten zu vergrößern deren Nutzung gute Zielfunktionswerte versprechen, bzw. zu verkleinern, wenn dies nicht der Fall ist. Zur Bestimmung der betreffenden Kanten nutzt das Verfahren einen Kürzeste-Wege-Algorithmus. Bellmore et al. (1969) nennen ihr Verfahren Decomposable-Transshipment-Algorithm.

Das 3-Tupel  $(c_{ij}, k_{ij}, f_{ij})$  beschreibt eine Kante  $(i, j) \in E$  mit den Kosten, der maximalen Kapazität und dem aktuellen Fluss. Da es sich bei dem Verfahren um einen Labeling-Algorithmus handelt, beschreibt weiterhin die Marke  $(D(i), p(i))$  einen Knoten mit dem aktuell kürzesten Weg und dem direkten Vorgänger. Algorithmus 6 skizziert den Ablauf.

---

#### Algorithmus 6 Decomposable-Transshipment-Algorithmus

---

- 1: Initialisiere alle 3-Tupel und Marken
  - 2: **repeat**
  - 3:   Finde den kürzesten Weg von  $Q$  nach  $S$
  - 4:   //Kanten auf maximal mögliche Flussvergrößerung prüfen
  - 5:    $\hat{f} = \min(k_{ij} - f_{ij}) \forall (i, j)$
  - 6:   **for all** Kanten  $(i, j)$  auf dem Weg **do**
  - 7:     //Maximal mögliche Anzahl an Gütern über diese Kanten transportieren
  - 8:      $f_{ij} = f_{ij} + \hat{f}$
  - 9:     //Distanzen gemäß geänderten Flüssen anpassen
  - 10:     $c_{ij} = c_{ij} + \hat{f}$
  - 11:   **end for**
  - 12:   Alle anderen Flüsse auf Gültigkeit prüfen und ggf. anpassen
  - 13: **until** Nachfrage ist befriedigt
- 

Zu Beginn sei der aktuelle Fluss auf Kante  $(i, j)$  null ( $f(i, j) = 0$ ). Die Kapazitäten und Kosten sind gegeben (Zeile 1). Für die Kurzwegsuche sind alle Kürzeste-Wege-Algorithmen möglich, die negative Kosten erlauben (z.B. Label-Correcting-Algorithmus), da zwischenzeitlich negative Kosten auftreten können

(Zeile 3). Entlang des kürzesten Weges wird anschließend die maximal mögliche Vergrößerung des Flusses ermittelt. Hierbei handelt es sich um die verbleibende Flusskapazität. Diese ergibt sich aus der kleinsten verbleibenden Flusskapazität entlang des kürzesten Weges (Zeile 5). In der Schleife (6 bis 11) passt der Algorithmus den Fluss und die Distanzen an. Durch die Vernetzung der Knoten insbesondere zwischen den Perioden und damit den Lagerhaltungsvariablen im Modell müssen ggf. Flüsse auf anderen Kanten korrigiert werden, um die geforderte Flusserhaltung zu gewährleisten (Zeile 12). Der Algorithmus ist beendet, wenn die Summe der Flüsse in die Senke der Nachfrage im Netzwerk entspricht (Zeile 13).

### 5.4.3 Lösungsverfahren, die Stochastik berücksichtigen

Die Komplexität dynamisch-stochastischer Transportmodelle beantwortet die Literatur mit sehr unterschiedlichen Methoden (Powell, 1988). Dieses Kapitel liefert eine Übersicht der wichtigsten Vertreter. Ziel ist es, den in dieser Arbeit gewählten Ansatz in die Literatur einzuordnen, nicht eine detaillierte Darstellung der Algorithmen zu präsentieren.

Das Problem großer stochastischer Programme wie in (5.80) bis (5.84) ist der Recourse-Term in der Zielfunktion. Er repräsentiert einen großen Teil der auftretenden Kosten der Zukunft. Ein Lösungsansatz ist die Zerlegung des mehrstufigen in mehrere einstufige Probleme. Powell et al. (1995b, S. 248) fassen Lösungsansätze für stochastische Programme in drei Gruppen zusammen. Übersichten sind in den jeweils angegebenen Quellen zu finden. In diese Kategorien möchte ich die relevante Literatur zu Lösungsverfahren einordnen.

1. Zerlegung des mehrstufigen Programms
2. Szenario-Methoden (Vladimirou, 1991)
3. Approximation der Recourse-Funktion (Wets, 1982; Birge und Wets, 1986)
4. Stochastische Gradienten Verfahren (Chong, 1991)

#### Zerlegung des mehrstufigen Programms

Entsprechend der Modellierung als zweistufiges stochastisches Programm kann ein mehrstufiges Programm mit  $T$  Perioden in  $T$  zweistufige Programme zerlegt werden (vgl. Kapitel 5.3.2). Die kurzsichtige Vorgehensweise verbietet sich allerdings aus zwei Gründen: 1) Die Lösungsqualität ist schlecht, da zukünftige Informationen unberücksichtigt bleiben. 2) Es sind Verfahren bekannt, die sehr große mehrstufige Programme lösen.

#### Linearisierung und Szenario-Methoden

Eine Methode zur Lösung dynamisch-stochastischer Probleme ist die äquivalente Umformung des stochastischen in ein deterministisches Modell (Wets, 1974; Olsen, 1976; Slyke und Wets, 1969). Stochastische Programme müssen dafür die folgenden beiden Eigenschaften aufweisen:

1. Der Recourse-Term lässt sich aufschlüsseln gemäß diskreter Realisierungen.
2. Es ist möglich eine Auswahl von Realisierungen und damit Szenarien zu treffen, mit der der gesamte Szenariobaum ausreichend gut beschrieben ist.

Die resultierenden linearen Programme sind nun mit bekannten Methoden lösbar. Allerdings werden solche Modelle sehr groß und sind somit ungeeignet für Problemstellungen der Praxis (Schweitzer, 1994). Verschiedene Strategien sollen die Komplexität beherrschbar machen.

#### *Dekomposition*

Die in Kapitel 5.2.3 vorgestellten Dekompositionsverfahren sind durch ihr generisches Vorgehen und die bereits diskutierte Problemstruktur auf dynamisch-stochastische Probleme anwendbar. Voraussetzung ist dabei die Formulierung eines linearen Problems mit konvexer Zielfunktion. Für eine Übersicht zu Dekompositionsverfahren sei auf Holmberg (1995) verwiesen. Verschiedenen Autoren wenden diese oder adaptierte Verfahren an (Olsen, 1974; Birge, 1985a; Louveaux, 1986; Wallace, 1986; Noel und Smeers, 1987; Birge und Louveaux, 1988; Gassmann, 1990; Higle und Sen, 1991).

#### *Szenario-Methoden*

Wets (1989); Rockafellar und Wets (1991) schlagen vor, Szenarien zu erzeugen und zu analysieren. Diese Analyse führt zum Ersetzen der Realisierungen durch eine viel kleinere Auswahl an Realisierungen. Das Ziel dieser Methode ist es, die Strukturen und wichtige Eigenschaften im Problem auszunutzen. Es sollen robuste Lösungen erreicht werden, die in mehreren Szenarien gut anwendbar sind. In dem vorgestellten Ansatz nutzen sie eine Technik, die Szenarien gewichtet, bündelt und dadurch auf iterative Art und Weise eine robuste Politik ermittelt. Mulvey und Vladimirou (1991) wenden diese Technik auf mehrstufige stochastische Netzwerke an.

### **Approximation der Recourse-Funktion**

Eine Übersicht zur Approximation von Recourse-Funktionen bieten Wets (1982, 1988); Birge und Wets (1986). Eine neuere Entwicklung ist die der Approximativen Dynamischen Programmierung. Folgende Ansätze werden dafür vorgeschlagen.

#### *Ersatz-Recourse-Funktion durch analytische Approximation*

Nachdem eine Approximation der Recourse-Funktion erfolgt ist, sind mehrere Basisstrategien wie Dekompositionsmethoden (vgl. Kapitel 5.2.3), Lagrangerelaxation, Schnittebenen-techniken (vgl. Kapitel 4.2.1) und so genannte Response-Surface-Methods anwendbar. Letztere nutzen Beispielszenarien, um eine nichtlineare Approximation der erwarteten Recourse-Funktion zu erhalten (Beale et al., 1980, 1986).

Die lineare Approximation der Zielfunktion ist eine Möglichkeit, die Komplexität zu reduzieren (Nazareth und Wets, 1988; Gregg et al., 1988). Frantzeskakis und Powell (1990) schlagen die lineare Approximation für Fahrzeug-Allokationsprobleme vor. Ferner nutzen Cheung und Powell (1996b) die Separable Programmierung, um eine Approximation der Recourse-Funktion zu erreichen (Wagner, 1969, S. 551). Die Modellierung von Powell (1986) führt jedoch zu einer nicht-separablen Zielfunktion. Daher nutzt er für das Problem der Leerfahrzeug-Allokations die Frank-Wolfe Dekomposition (Frank und Wolfe, 1956; Cooper und LeBlanc, 1977). Damit können sie Distributionsprobleme praxisrelevanter Größe lösen. Auch Cheung und Powell (1996a) bemerken, dass die lineare Approximation nicht für alle Problemtypen geeignet ist, und schlagen daher eine konvexe Approximation vor.

### *Approximative Dynamische Programmierung*

Die Dynamische Programmierung ist aufgrund der Modellierung in einem Zeit-Stufen-Netzwerk konzeptionell als Lösungsansatz geeignet (Powell, 2007). Aufbauend auf das in Kapitel 4.2.1 vorgestellte Grundprinzip der Dynamischen Programmierung stellt die Stochastik eine Zwischenstufe dar, in der sich nach einer Entscheidung mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit die folgende Stufe mit den Folgezuständen ergibt. Dieser Aspekt geht in die Rekursionsgleichung über die multiplikative Verknüpfung des Stufenerlöses mit der jeweiligen Wahrscheinlichkeit des Folgezustands und des damit verbundenen Erlöses ein. Die Summe der Wahrscheinlichkeiten einer Stufe addiert sich zu eins.

Durch die Strukturänderung gegenüber dem deterministischen Modell werden Modelle der Stochastischen Dynamischen Programmierung schnell sehr groß und nicht mehr lösbar. Ein Ausweg ist die approximative Berechnung der Aktionen und ihrer Erlöse in der Policy-Iteration (Sutton und Barto, 1998; Tsitsiklis und Roy, 1999)<sup>6</sup>. Die Berechnung annähernd optimaler Politiken sind eine Möglichkeit die Komplexität zu reduzieren (Tsitsiklis und Roy, 1997; Lam et al., 2007). Lam et al. (2007) konstatieren, dass Modelle der Dynamischen Programmierung bisher nicht für dynamisch-stochastische Allokationsprobleme formuliert worden sind. Die Autoren halten die Eigenschaften eines solchen Frameworks jedoch wegen der Anwendbarkeit bei unendlichen Planungshorizonten für vorteilhaft (Hughes und Powell, 1988; Choong et al., 2002). Lam et al. (2007) vergleichen für kleine Netze die Ergebnisse der Approximativen mit der Exakten Dynamischen Programmierung und darüber hinaus realistische Problemgrößen mit einer heuristischen Lösung.

### **Stochastische Gradienten Verfahren**

Subgradienten sind Vektoren, die in einem Punkt die Richtung des stärksten Anstiegs der Funktionswerte anzeigen. Durch sie ist es möglich, eine lokale Suche entlang differenzierbarer Zielfunktionen durchzuführen. Angewendet auf stochastische Probleme werden solche Verfahren Stochastische Quasigradienten Methoden

<sup>6</sup> Policy-Iteration ist eine Möglichkeit den Baum, den die Dynamische Programmierung aufspannt, auszuwerten. Value-Iteration ist eine weitere Möglichkeit (vgl. Bellman (1957); Howard (1960)).

(SQG Methoden) genannt. Der Vorteil liegt darin, dass iterativ ein Problem mit einer bestimmten Realisierung gelöst wird. Der komplexe Teil der Zielfunktion, der Recourse-Term, wird dadurch approximiert und somit eine Folge von linearen Programmen gelöst (Ermoliev, 1983, 1988; Gaivoronski, 1988; Marti, 1988).

Sind die in Abschnitt Linearisierung und Szenario-Methoden (Seite 160) aufgeführten Eigenschaften stochastischer Programme nicht erfüllt, führt das zu folgenden Situationen, denen durch Quasigradienten Methoden entgegnet wird:

1. Die zukünftigen Konsequenzen einer Entscheidung sind leicht durch eine Simulation zu bestimmen, allerdings ist es nicht möglich zukünftige Entscheidungen als Optimierungsmodell zu formulieren. Somit kann der Recourse-Term statistisch geschätzt, aber nicht berechnet werden. Darüber hinaus ist es auch nicht möglich, einen Gradienten zu berechnen.
2. Es ist nicht möglich eine Auswahl von Realisierungen zu treffen. Eine sukzessive Approximation von ausgewählten Szenarien kann dabei die Komplexität reduzieren.

Quasigradienten Methoden nutzen Schätzwerte (Samples) des Subgradienten für die Erwartungswertfunktion des Recourse-Terms. Anhand der Samples erhält man eine differenzierbare Funktion und damit einen Subgradienten. Hat man mehrere Samples zur Verfügung und damit mehrere Subgradienten, kann durch die Approximation der nicht-differenzierbaren Funktion der SSG ermittelt werden. Wenn die Schätzung konsistent ist, d.h. mit wachsender Stichprobe nähert sich der Schätzwert dem Subgradienten an, wird dieser Wert als SQG bezeichnet. Ist er darüber hinaus unbeeinflusst, die Ergebnisse sind somit erwartungstreu, hat man den stochastischen Subgradienten (SSG) ermittelt. Es ist normalerweise sehr aufwendig den SSG zu bestimmen, da sehr viele Samples (Szenarien) benötigt werden, um ihn zu bestimmen. Allerdings hilft die Netzwerkstruktur, da für bestimmte Realisationen ein lineares Netzwerk gelöst und anhand der dualen Preise der SSG ermittelt werden kann.

Erweiterungen bzw. Hybridisierungen mit anderen Methoden gibt es beispielsweise von Hingle und Sen (1991); Cheung und Chen (1998).

### Andere Ansätze

Zwei Möglichkeiten die Komplexität der Probleme zu beherrschen, ohne explizit ein mathematisches Modell zu formulieren, sind die Verwendung von Heuristiken und die Simulation. Obwohl sie nicht originär dafür geeignet sind Optimierungsprobleme zu lösen, können Simulationsansätze der Analyse von komplexen Systemen dienen und darüber hinaus vor allem bei dynamischen Problemen einen Beitrag zur Lösung leisten. Lai et al. (1995) wenden Simulation im Containerschiffverkehr und speziell bei der Allokation von Containern an.

Heuristische Ansätze nutzen Eigenschaften der jeweils in den Beiträgen vorgestellten Probleme aus, um in akzeptabler Zeit gute Lösungen zu erzielen. Beispielsweise zerlegen Li et al. (2004, 2007) ein Multi-Hafen-Problem zur Bestimmung optimaler Politiken für die Vorhaltung von Leercontainern, um dann in einem

zweiten Schritt über Anpassungsmaßnahmen die zugeordneten Leercontainer über die Häfen zu verteilen.

Powell (1987) nutzt Informationen über die Auswirkung von Fahrzeugallokationen, die er über Schätzungen und die Anwendung der Markov Entscheidungstheorie erhält. Die Auswirkungen bzw. der Nutzen eines zusätzlichen Fahrzeugs in einer bestimmten Region wird ermittelt und entsprechend diesen Ergebnissen werden die Leerfahrzeuge allokiert.

Zahlreiche weitere teilweise technische, teilweise problembezogene Beiträge bietet die Literatur an. Deren umfassende Beschreibung würde hier zu weit führen. Es sei auf Crainic und Delorme (1993); Kim et al. (2002); Poh et al. (2005); Yun et al. (2008) verwiesen. Die Einbettung in Entscheidungsunterstützungssysteme diskutieren beispielsweise Shen und Khoong (1995); Moon et al. (2008).



## Integration



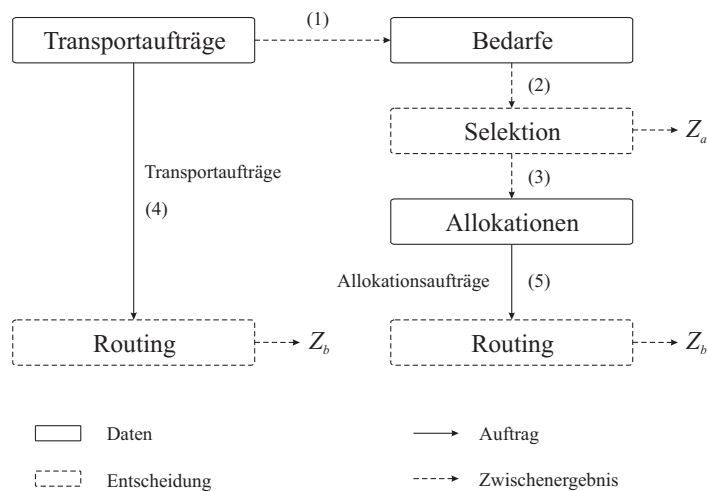
## Deterministische Planungssituation

Da es aufgrund seiner Komplexität nicht als mehrperiodiges Tourenplanungsproblem mit Transport- und Allokationsaufträgen (Gesamtmodell) gelöst werden kann, habe ich mich für eine strukturelle Dekomposition in zwei Teilprobleme und eine zeitliche Dekomposition in Bezug auf die Tourenplanung entschieden. Dementsprechend wird in einem ersten Ansatz das Allokationsproblem für den Ausgleich leerer Wechselcontainer einmalig gelöst und dann jeweils periodenweise der Routenplan für die Transport- und Allokationsaufträge erstellt.

Alle Planungsansätze in diesem Kapitel kombinieren die zwei Teilprobleme unterschiedlich bzw. treffen die vier Entscheidungen

1. Selektion der Quelle für Allokationsaufträge,
2. Selektion der Periode für Allokationsaufträge,
3. Zuordnung Aufträge zu Fahrzeugen und
4. Reihenfolgeplanung bezüglich der zu befahrenden Hubs

unter verschiedenen Voraussetzungen. Anhand der Sequenziellen Planung (*SP*) stellt Abbildung 6.1 die eingehenden Daten, die zu treffenden Entscheidungen und die existierenden Kommunikationsbeziehungen zwischen beiden Komponenten in einem Beziehungsdiagramm für den einperiodigen Fall dar.



**Abb. 6.1.** Das SCP und die Sequenzielle Planung

Ausgehend von den bekannten Transportaufträgen (Eingabedaten  $TR$ ) werden die Bedarfe der nächsten Perioden ermittelt (Schritt 1). Aus diesen bestimmt das Transportmodell (Schritt 2) die Quellen, von denen aus leere Wechselcontainer repositioniert werden und bewertet es gemäß der Zielgröße  $Z_a$ . Das Ergebnis sind Flüsse von leeren Wechselcontainern (Allokationsflüsse), die als Allokationsaufträge interpretiert werden können (Schritt 3). Die Umsetzung der Planungen erfolgt für beide Auftragsstypen getrennt durch das Routing nach Zielgröße  $Z_b$ . Dazu müssen jeweils die Transport- und Allokationsaufträge an die jeweiligen Routingmodelle übergeben werden (Schritte 4 und 5).

## 6.1 Integrationsstrategien

Aufbauend auf das Diagramm für die Sequenzielle Planung stelle ich in Kapitel 6.1.1 zwei Integrationsstrategien vor und leite daraus drei Integrationsansätze ab. Kapitel 6.1.2 diskutiert die Rolle der Dynamik innerhalb des Beziehungsdigramms und der insgesamt vier Planungsansätze. Abschließend bereite ich die Analyse der Planungsansätze durch die Einführung einer Terminologie für die Struktur von Tourenplänen in Kapitel 6.1.3 vor.

### 6.1.1 Arten von Integration

Die Nachteile der Sequenziellen Planung ergeben sich aus der getrennten Betrachtung von Transport- und Allokationsaufträgen.

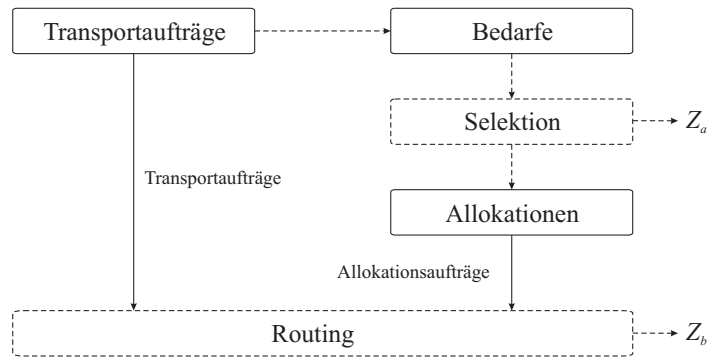
1. *Nachteil 1:* Die Lösung des Allokationsproblems verfolgt ein Ziel  $Z_a$ , das keine Aussage über die Güte der Lösung des Tourenplanungsmodells mit Allokationsaufträgen gemäß  $Z_b$  zulässt.
2. *Nachteil 2:* Transport- und Allokationsaufträge können durch Mitnahmeeffekte und Umwege im Routing gemeinsam und dadurch effizienter transportiert werden.

Diese beiden Überlegungen führen direkt zur Integration der vier Entscheidungsaufgaben. Prinzipiell sind nach Geoffrion (1989); Geoffrion und Powers (1995); Geoffrion (1999) zwei Prinzipien der Integration zu unterscheiden (Huth und Mattfeld, 2007, 2008b, 2009):

- *Funktionale Integration (FI):* Zwei Modelle werden über einen Koordinationsmechanismus miteinander verbunden. Dieser beschreibt den Informationsaustausch zwischen den beiden Modellen. In einer hierarchischen Beziehung stellt meist der Output des einen Modells den Input des anderen Modells dar. Diese Integrationsstrategie wird in Kapitel 6.3 verfolgt.
- *Deep Integration (DI):* Aus den beiden Modellen entsteht durch Integration ein neues Modell, das idealerweise die Eigenschaften und den Lösungsraum der zuvor getrennt betrachteten Fragestellungen abdeckt. Darüber hinaus sind durch die simultane Planung nun andere Lösungsräume vielversprechend. Dieser Integrationsansatz wird in Kapitel 6.4 auf Ebene des Transportmodells, Taktische Deep Integration (*TDI*), und in Kapitel 6.5 für eine Integration auf Ebene der Tourenplanung, Operationale Deep Integration (*ODI*), verfolgt.

*Funktionale Integration*

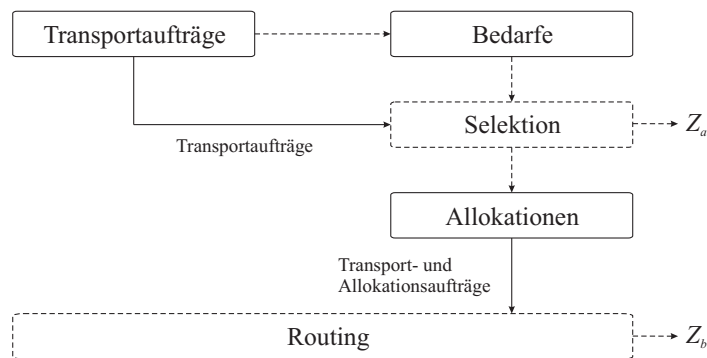
Das Beziehungsdiagramm der Funktionalen Integration in Abbildung 6.2 unterscheidet sich in einem wesentlichen Punkt von dem der Sequenziellen Planung. Die Routingentscheidungen werden nun gemeinsam für Transport- und Allokationsaufträge getroffen. Die Integration nach Geoffrion (1999) besteht demnach darin, dass die Flüsse (Allokationsaufträge) vom Transportmodell an das Routingmodell mit den Transportaufträgen kommuniziert werden. Damit wird der zweite Nachteil weitestgehend beseitigt. Jedoch beeinflusst weiterhin die Selektion das Routing durch die Vorgabe von Allokationsaufträgen auf Basis  $Z_a$  obwohl dieses Ziel nichts über die endgültige Reihenfolgebildung und Zuordnung Auftrag-Fahrzeug aussagt.



**Abb. 6.2.** Integration der Teilprobleme durch Funktionale Integration

*Taktische Deep Integration*

Die Deep Integration zeichnet sich dadurch aus, dass zwei Modelle in einem zusammengeführt werden. Die Allokationen aus dem Transportmodell in Abbildung 6.3 (Selektion) stellen weiterhin die Selektion von Quellen für die Allokationsaufträge sicher. Da Quelle und Senke eines Auftrags vorgegeben sind, werden Transport-



**Abb. 6.3.** Integration der Teilprobleme durch Taktische Deep Integration

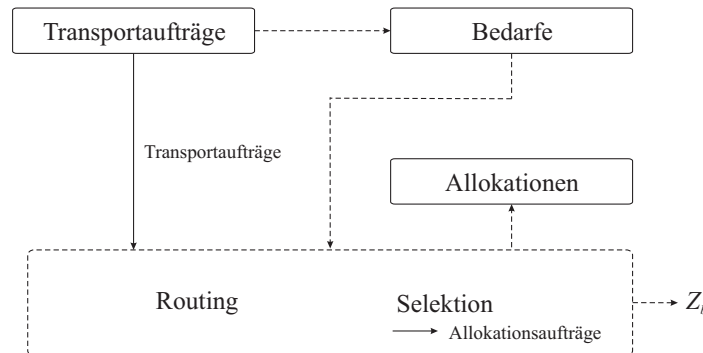
aufträge als Direkttransporte angenommen und abhängig davon die Allokationsaufträge bestimmt. Somit beeinflussen die Transportaufträge die Selektion der

Quellen. Eine integrative Lösung durch die Anpassung des Transportmodells wird erreicht, die in dieser Form direkt umsetzbar ist. Zur Verbesserung des Ergebnisses berechne ich aber zusätzlich noch im Routing den Tourenplan, wiederum mit beiden Auftragsarten gemeinsam.

Gleichwohl wird durch diesen Integrationsansatz nicht erreicht, dass das Transportmodell (Selektion und Ziel  $Z_a$ ) komplett die Tourenplanung mit  $Z_b$  antizipiert. Es kann beispielsweise eine Bündelung von einem Transport- und einem Allokationsauftrag mit einem Direkttransport erfolgen. Die Routenbildung durch Umwege und Mitnahmen ist aber so nicht möglich. Dafür ist weiterhin eine Routenplanung notwendig.

#### *Operationale Deep Integration*

Genau diesen Nachteil beseitigt die Operationale Deep Integration. Hierbei wird die Selektionsentscheidung innerhalb des Routingmodells getroffen, welches damit sowohl das Routing beider Auftragsarten als auch die Selektion der Quellen der Allokationsaufträge simultan entscheidet. Abbildung 6.4 skizziert den Ablauf der Entscheidungsfindung. Die Transportaufträge gehen weiterhin direkt in die Routingentscheidung ein. Die Selektion wird auf Grundlage der Bedarfe durchgeführt und die Allokationsaufträge werden gleichzeitig und in Abhängigkeit vom Tourenplan bestimmt. Eine gesonderte Selektion und damit ein zweites Ziel  $Z_a$  entfallen.

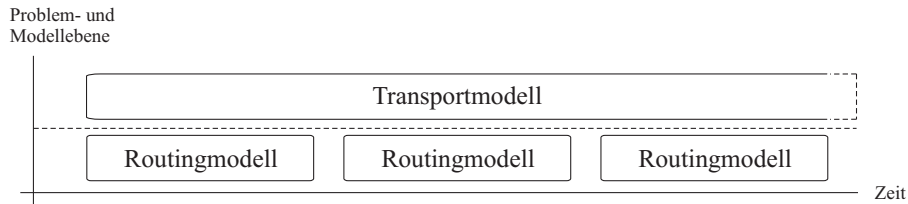


**Abb. 6.4.** Integration der Teilprobleme durch Operationale Deep Integration

Dies hat Vorteile für das Gesamtproblem. Beide Nachteile der Sequenziellen Planung entfallen. Die Selektionsentscheidung wird getroffen und gleichzeitig bezüglich des Routings beider Auftragsarten bewertet. In diese Routingentscheidungen gehen zusätzlich die Transportaufträge ein, was wiederum Mitnahmeeffekte und Umwege ermöglicht. Das Resultat ist die *optimale Lösung für das einperiodige Problem*. Damit wäre *ODI* den anderen Planungsansätzen vorzuziehen. Diese Einschätzung wird in Frage gestellt, wenn die Dynamik im SCP in die Betrachtung mit einbezogen wird.

### 6.1.2 Einführung der Dynamik

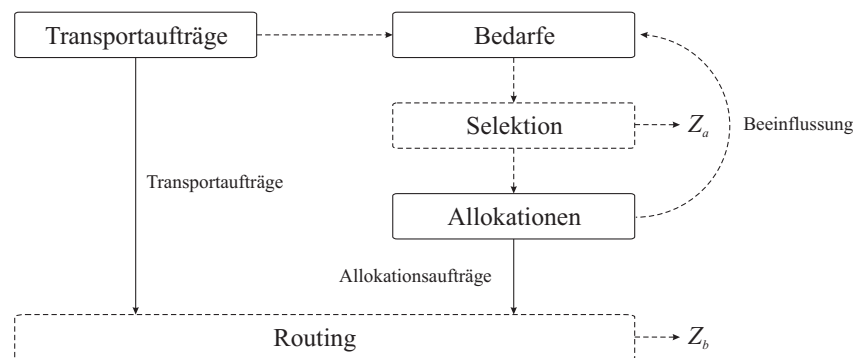
Tourenplanungsprobleme über mehrere Perioden sind sehr komplex und werden daher typischerweise in mehrere einperiodige Tourenplanungsprobleme aufgeteilt. Das Transportproblem kann für alle Perioden simultan gelöst werden. In dieser Arbeit sei die Verteilung der leeren Wechselcontainer für die Periode nach dem Planungshorizont (in Abbildung 6.5 drei Perioden) nicht von Bedeutung und es wird daher ein Bedarf von null Einheiten angenommen. Die Dekomposition des SCP stellt sich demnach wie in Abbildung 6.5 dar.



**Abb. 6.5.** Dekomposition des SCP auf Basis der identifizierten Probleme

Diese Problemdekomposition gibt auch die traditionelle Vorgehensweise bei der Lösung des SCP in der Praxis wieder. Auch die Annahme einer deterministischen Planungssituation ist üblich, weil Daten über zukünftige Aufträge nicht vorliegen oder deren Auftreten durch Prognosen (Erwartungswerte) als deterministisch angenommen werden.

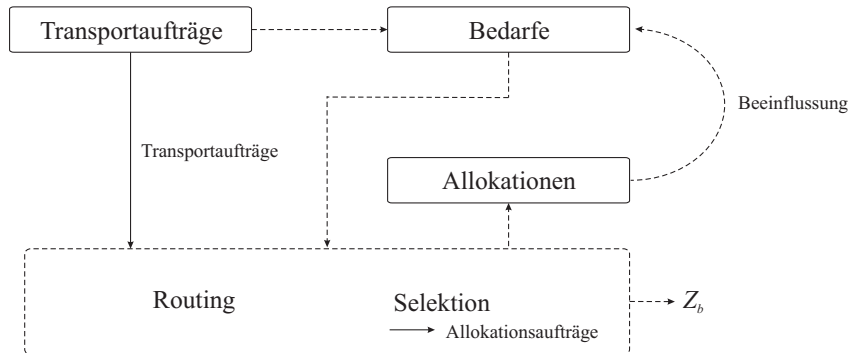
Für die Beziehungsdiagramme und die Einschätzung der Planungsansätze hat die Dynamik weitreichende Auswirkungen. Bei der Funktionalen Integration in Abbildung 6.6 zeigt sich eine *Beeinflussung der zukünftigen Bedarfssituation* durch die aktuelle Selektionsentscheidung. Es ist demnach vorteilhaft, wenn die Selektion durch ein dynamisches Transportmodell die zukünftigen Transportaufträge berücksichtigt. Dies soll durch das Ziel  $Z_a$  geschehen.



**Abb. 6.6.** Das SCP und die Funktionale Integration im dynamischen Kontext

Durch die Beeinflussung wird bei mehreren aufeinander folgenden Perioden aus der Steuerkette (Bedarf — Selektion — Allokationsflüsse) ein Regelkreis mit dem Transportmodell als Regler und der Zielgröße  $Z_a$ . Daraus folgt, dass im Rahmen

einer dynamischen Betrachtung die Formulierung von Ziel  $Z_a$  vorteilhaft ist. Die Planungsansätze  $SP$ ,  $FI$  und  $TDI$  haben demnach eine *vorausschauende Komponente*, die  $ODI$  jedoch nicht. Abbildung 6.7 stellt im Vergleich dazu die Situation bei der  $ODI$  im dynamischen Kontext dar.



**Abb. 6.7.** Integration der Teilprobleme durch Operationale Deep Integration im dynamischen Kontext

Das Ergebnis der Selektion beeinflusst weiterhin die Bedarfe zukünftiger Perioden. Beim Treffen der Selektionsentscheidung wird diese Beeinflussung jedoch nicht berücksichtigt, die Quellen werden gewählt ohne zukünftige Aufträge zu kennen. Die sich daraus ergebenden Nachteile habe ich bei der Formulierung dynamischer Transportmodelle in Kapitel 5.3 erörtert. Bei  $ODI$  ist demzufolge nachteilig, dass das Ziel  $Z_b$  der integrierten Tourenplanung Lösungen hervorbringt, die im dynamischen Kontext *suboptimal* werden. Vergleicht man die Planungsansätze miteinander, so erhält man eine Antwort auf die Frage, ob

1. die Vernachlässigung der Mitnahmeeffekte und der Umwege durch die Transportplanung bei  $SP$ ,  $FI$  und  $TDI$  oder
2. die Vernachlässigung der Mehrperiodizität durch die  $ODI$

einen größeren Einfluss auf die Effizienz der Gesamtlösung hat.

### 6.1.3 Struktur von Tourenplänen: Terminologie

Bevor ich auf die Planungsansätze näher eingehe, ist es nützlich, die verwendete Terminologie festzulegen. Im Folgenden treten verschiedene Typen von Fahrten auf, die abhängig vom transportierten Wechselcontainertyp unterschiedlich bezeichnet werden. Sie sind in Tabelle 6.1 zusammengefasst.

Transporte kennzeichnen Fahrten, bei denen ein oder zwei Transportaufträge auf einem Streckenabschnitt miteinander transportiert werden. Die Repositionierung betrifft lediglich das Fahrzeug, es wird keine Fracht transportiert. Bei der Mitnahme sind auf einem Streckenabschnitt ein leerer und ein voller Wechselcontainer auf dem Fahrzeug, bei der Allokation entsprechend ausschließlich leere Wechselcontainer. Es ist hervorzuheben, dass der Typ Mitnahme planungsbedingt lediglich bei Integrationsansätzen auftreten kann.



**Tabelle 6.1.** Bezeichnung von Strecken abhängig vom transportierten Wechselcontainertyp

Wechselcontainer auf Lkw		Streckentyp
Fahrzeug	Anhänger	
voll	-	Transport
voll	voll	Transport
-	-	Repositionierung
voll	leer	Mitnahme
leer	-	Allokation
leer	leer	Allokation

Für die rechnergestützte Studie bietet es sich an, jeweils zuerst den prinzipiellen Planungsablauf der Kombination aus Tourenplanungs- und Transportmodell zu beschreiben. Der entsprechende Pseudocode fasst die Vorgehensweise der verschiedenen Planungsansätze zusammen. Kapitel 6.2 beschäftigt sich detailliert mit der Sequenziellen Planung. Anschließend führe ich nacheinander die Planungsansätze *FI*, *TDI* und *ODI* mit den entsprechenden Anpassungen der Modelle und Implementierungen in den Kapiteln 6.3 bis 6.5 ein. In einer Zusammenfassung der Planungsansätze in Kapitel 6.6 werden die Auswirkungen auf die vier Entscheidungsaufgaben der Allokation und Tourenplanung diskutiert. Daraus leite ich die zu klärenden Forschungsfragen ab und beantworte sie anschließend in Kapitel 6.7 mit einer rechnergestützten Studie (Huth und Mattfeld, 2009, 2008c).

## 6.2 Sequenzielle Planung

Der traditionelle Planungsansatz in der Praxis beruht auf der sequenziellen Ausführung von Routing und Allokation. Demzufolge treten die Fahrten Transport und Allokation abwechselnd auf. Letztere nur, wenn leere Wechselcontainer für das Routing in der nächsten Periode fehlen. Zu Beginn wird die Planung des Leercontainerausgleichs für den gesamten Planungshorizont einmalig durchgeführt. Es wird angenommen, dass der Planungshorizont diejenigen Perioden umfasst, für die alle planungsrelevanten Daten bekannt sind. Anfangs seien ausreichend Wechselcontainer in jedem Hub verfügbar. Einmalig wird das dynamische Transportmodell  $Modell_{msTP}$  aufgestellt (vgl. Kapitel 5.3.1). Eine Erweiterung auf die stückweise-lineare Kostenstruktur zu  $Modell_{msplTP}$  ist möglich (vgl. Kapitel 5.3.1 und Seite 150). Anschließend folgen periodenweise die Routenplanung der vollen Wechselcontainer und die Ausführung dieser Pläne. Nach Beendigung der Routingphase sind eventuell zu wenige leere Wechselcontainer in einigen Hubs für die Folgeperiode verfügbar, es wird die zuvor geplante Allokation durchgeführt.

Für die Umsetzung der Modelle in dieser Planungssituation und in den noch folgenden Integrationsansätzen kommen die Large Neighborhood Search für das

Routing (vgl. Algorithmus 4 auf Seite 105) und CPLEX 11.0 als Standardsolver für die Allokation zum Einsatz. Deren konkrete Einbindung in den Lösungsansatz beschreibe ich jeweils mit Anweisungen in Pseudocode, der auf den Beziehungsdigrammen aus den Abbildungen 6.1 bis 6.4 aufbaut. Die Implementierung erfolgt in der objektorientierten Programmiersprache Java 1.6.

Die Sequenzielle Planung ist in Algorithmus 7 skizziert und beginnt mit der Lösung von  $Modell_{msTP}$  durch CPLEX (Zeile 1). Daraus ergeben sich Flüsse von leeren Wechselcontainern zwischen Knoten im Netzwerk in allen betrachteten Perioden. Diese fallen frühestens nach der ersten Routing-Periode an, da zu Beginn ausreichend viele Wechselcontainer zur Verfügung stehen. Solange noch Perioden zu planen sind, führt Algorithmus 7 abwechselnd vier Aktionen durch: Planung der Transporte, Durchführung der Transporte, Planung der Allokationen als Tourenplan und Ausführung dieses Plans. (Zeilen 2 bis 12).

---

**Algorithmus 7** Sequenzielle Planung

---

```

1: Lösung  $s_{msTP}$  = Löse  $Modell_{msTP}$  mit CPLEX
2: for all period do
3:   //Transport
4:   Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $TR$ )
5:   Lösung  $s_{best}$  = LNS()
6:   Update_Wechselcontainer( $TR$ )
7:   //Allokation
8:    $AR$  = Generiere_Allokationsaufträge(period,  $s_{msTP}$ )
9:   Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $AR$ )
10:  Lösung  $s_{best}$  = LNS()
11:  Update_Wechselcontainer( $AR$ )
12: end for

```

---

Zeile 4 erstellt die Startlösung mit den Transportaufträgen  $TR$  dieser Periode gemäß Algorithmus 1 auf Seite 100, welche durch die LNS verbessert wird (Zeile 5; die Parameter der LNS lasse ich zur Übersichtlichkeit weg). Nach den Planungsschritten folgt in Zeile 6 der Ausführungsschritt. Die gleichen Planungs- und Ausführungsschritte wende ich anschließend auf die, in Zeile 8 aus den Flüssen dieser Periode generierten Allokationsaufträge  $AR$ , an (Schritte 9 bis 11). In der letzten Periode entfällt für die theoretische Untersuchung eine Allokation, da keine Folgeperioden existieren. In der Praxis würde die Sequenzielle Planung über einen rollierenden Planungshorizont realisiert.

Die vorgeschlagene Implementierung erlaubt es, Schritt 1 in Bezug auf die beobachtete stückweise-lineare Kostenstruktur des Transports anzupassen. Damit kann der Einfluss des Transportmodells  $Modell_{msTP}$  bzw.  $Modell_{msplTP}$  auf die Lösungsgüte untersucht werden.

### 6.3 Funktionale Integration

Der Planungsansatz Funktionale Integration stützt sich auf den Informationsaustausch zwischen den beiden Modellen als Koordinationsmechanismus. Das Transportmodell hat innerhalb des SCP einen längerfristigeren Planungshorizont und wird für die gesamte betrachtete Planungsperiode einmal berechnet. Das operationale Tourenplanungsmodell umfasst lediglich die Aufträge einer Periode und stellt damit das kurzfristigere Modell dar. Die hierarchische Beziehung führt dazu, dass der Output von  $Modell_{msTP}$  zum Input von  $Modell_{GPD}$  wird. Für die Umsetzung auf operationaler Ebene kommuniziert das Transportmodell die ermittelten Quellen und die zugehörigen Senken der Flüsse an das Routingmodell. Hierbei handelt es sich um Allokationsaufträge, die damit zu Beginn der Routenplanung zur Verfügung stehen. Beide Auftragsarten können somit integriert geplant werden. Dies begünstigt die Planung auf zwei Arten und stützt sich auf die Eigenschaften des Transportprodukts (vgl. Kapitel 2.2.2):

- Es wird ermöglicht, Transport- und Allokationsaufträge im Gegensatz zur Sequenziellen Planung zu kombinieren. Die Möglichkeit Fahrzeuge auszulasten steigt damit, was wiederum für das Transportprodukt vor dem Hintergrund der erläuterten Kuppelproduktion zu Vorteilen führt (Economies of Scale).
- Durch das größere Angebot an Aufträgen können Economies of Density ausgenutzt werden. Mit großer Wahrscheinlichkeit sind mehr Hubs und Wechselcontainer durch die Allokationsaufträge in die Tourenplanung involviert.

Die Zusammenlegung beider Auftragsarten führt zu Algorithmus 8. Die Unterschiede zur Sequenziellen Planung sind aufgrund des komponentenorientierten Ansatzes beim Design des Lösungsframeworks sehr klein.

---

#### Algorithmus 8 Funktionale Integration

---

```

1: Lösung  $s_{msTP}$  = Löse  $Modell_{msTP}$  mit CPLEX
2: for all  $period$  do
3:    $TR = TR + \text{Generiere\_Allokationsaufträge}(period, s_{msTP})$ 
4:   Lösung  $s$  = Erstelle\_Startlösung( $period, TR$ )
5:   Lösung  $s_{best}$  = LNS()
6:   Update\_Wechselcontainer( $TR$ )
7: end for
```

---

In Zeile 1 wird  $Modell_{msTP}$  für den gesamten Planungshorizont gelöst. Die Schleife (Zeilen 2 bis 7) setzt die Planungs- und Durchführungsphase um. Da beide Auftragsarten gleichzeitig in die Tourenplanung eingehen, stellt Zeile 3 die Menge aller Aufträge aus den Transportaufträgen und den Flüssen aus der Transportplanung zusammen. Die Startlösung (Zeile 4) und die verbesserte Lösung (Zeile 5) ergeben wiederum den später umzusetzenden Plan (Zeile 6).

Es ist wiederum die Lösung des Allokationsproblems mit  $Modell_{msplTP}$  möglich. Allerdings stellt sich die Frage, inwieweit die frühzeitige Bündelung der Allokationsaufträge im Transportmodell Auswirkungen auf die beschriebenen Integrationspotenziale hat (vgl. Forschungsfragen in Kapitel 6.6).

## 6.4 Taktische Deep Integration

Die Deep Integration bewirkt eine stärkere Form des Eingriffs in die Modellstruktur. Anstatt einer losen Kopplung der beiden Modelle durch Informationsaustausch werden beide Teilprobleme simultan gelöst. Die Struktur des Transportmodells kann typischerweise nicht die gleichen Effekte ausnutzen wie das Routingmodell. Mitnahmeentscheidungen und Umwege kann  $Modell_{msTP}$  nicht treffen,  $Modell_{msplTP}$  setzt diese teilweise um, solange es die Auslastung der Fahrzeuge betrifft. Allerdings scheint Letzteres nur sinnvoll, wenn gleichzeitig neben Allokationen auch Transportaufträge betrachtet werden. Mit Allokationsaufträgen ausgelastete Fahrzeuge stehen für eine erfolgreiche Integration nicht mehr zur Verfügung.

Bei der Taktischen Deep Integration gehen alle Transportaufträge als vorgegebene Flüsse in das Transportmodell ein. Die Transportaufträge werden durch ein noch zu entwickelndes angepasstes Transportmodell kostenminimal mit den anfallenden Allokationsaufträgen kombiniert. Es sind keine weiteren Planungen notwendig, um die Lösung umzusetzen. Aus Gründen der Effizienz der Fahrten werden die resultierenden Gesamtflüsse jedoch zusätzlich durch das Routingmodell  $Modell_{GPDP}$  periodenweise verbessert und zu Routen zusammengestellt. Eine separate Ausführung der Allokationen entfällt wiederum. Modellierungsaspekte zu diesem Vorgehen diskutiert Kapitel 6.4.1.

### 6.4.1 Modell Anpassung: Transportaufträge im taktischen Modell

Bisher beruhte die Entscheidung für ein Vorziehen oder Verschieben von Leercontainerallokationen ausschließlich auf Flüssen von leeren Wechselcontainern, also den Allokationen selbst. Betrachtet man zusätzlich die Transportaufträge, sollten sich Synergiepotenziale für das Gesamtproblem ausnutzen lassen. Um diese nachzuweisen, präsentiere ich eine Formulierung des Gesamtproblems auf taktischer Ebene durch eine aus  $Modell_{msTP}$  bzw.  $Modell_{msplTP}$  hervorgegangene Netzwerkflussmodellierung. Die Konsequenz für die taktische Planung ist schematisch in Abbildung 6.8 dargestellt.

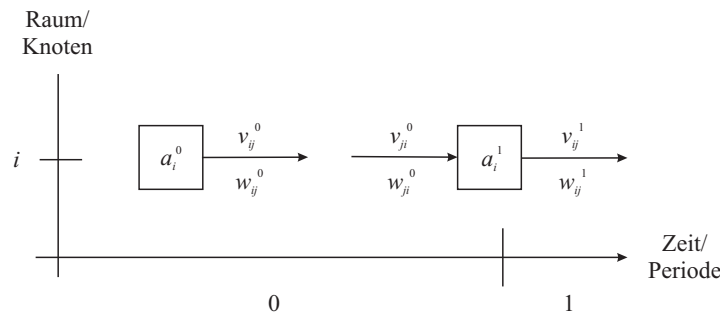


Abb. 6.8. Integriertes Transportproblem mit Allokations- und Transportflüssen

Es können Pickups, Deliveries und Nachfragen im Vergleich zur Modellnotation des dynamischen Transportproblems aus Abbildung 5.11 entfernt werden. Dafür

wird der Parameter  $v_{ij}^t$  als Fluss von Transportaufträgen zwischen Knoten  $i$  und  $j$  in Periode  $t$  eingeführt. Die Bestimmung dieser Flüsse erfolgt durch die Gleichungen (6.1) und (6.2). Für alle Aufträge werden periodenweise diejenigen in der Menge  $V_{ij}^t$  zusammengefasst, deren Pickup- und Delivery-Knoten  $r_{a_t}^+$  bzw.  $r_{a_t}^-$  übereinstimmen. Die Mächtigkeit dieser Menge ergibt dann genau den ganzzahligen Fluss, der von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  in Periode  $t$  vorgegeben ist.

$$V_{ij}^t = \bigcup_{a_t \in TR} (r_{a_t}^+ | j = r_{a_t}^-) \quad \forall i = r_{a_t}^+, i, j \in N, t \in T \quad (6.1)$$

$$v_{ij}^t = |V_{ij}^t| \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.2)$$

Wegen des Transportflusses entfallen die Nachfragerestriktion, da diese somit implizit enthalten sind. Weiterhin müssen die Bilanzgleichungen umformuliert werden. Das resultierende Transportmodell bei Berücksichtigung von Transportaufträgen sei  $Model_{msTP}^{tr}$ .

$$(Model_{msTP}^{tr}) \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} \hat{w}_{ij}^t \rightarrow \min! \quad (6.3)$$

u.B.d.N.

$$a_i^{t+1} = \sum_{j \in N} w_{ji}^t + v_{ji}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (6.4)$$

$$a_i^t = \sum_{j \in N} w_{ij}^t + v_{ij}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (6.5)$$

$$w_{ij}^t + v_{ij}^t = \hat{w}_{ij}^t \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.6)$$

$$a_i^t, w_{ij}^t, \hat{w}_{ij}^t, v_{ji}^t \in \mathbb{N} \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.7)$$

Das Ziel ist die Minimierung des Gesamtflusses  $\hat{w}_{ij}^t$  aus Allokationen und Transporten über alle Perioden (6.3). Gleichung (6.6) verbindet die Flüsse miteinander. Weiterhin resultiert das Angebot in Periode  $t+1$  aus den Allokations- und Transportflüssen der vorangegangenen Periode  $t$  (6.4). Das Angebot an einem Knoten in einer Periode muss genau der Menge an Wechselcontainern entsprechen, die aus dem Knoten an Allokationen und Transporten herausfließt (6.5). Die Wertebereiche der Entscheidungsvariablen seien durch (6.7) gegeben.

Es sei darauf hingewiesen, dass diese Formulierung an den Möglichkeiten des Modells nichts ändert, da die Transportaufträge lediglich als Parameter in das Modell eingehen. Demgegenüber steht die Möglichkeit der Bündelung beider Auftrags-typen bei stückweise-linearer Kostenstruktur. Somit können sich unterschiedliche Allokationen bei der gleichzeitigen Betrachtung von Transport- und Allokationsaufträgen ergeben. Mit der zusätzlichen Unterscheidung der Flüsse in  $\dot{w}_{ij}^t$  und  $\ddot{w}_{ij}^t$  bzw. den damit verbunden Nebenbedingungen werden die Transportaufträge analog in das Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur integriert. Es ergibt sich daher  $Model_{msplTP}^{tr}$  mit (6.8) bis (6.13).

$$(Model_{msplTP}^{tr}) \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} \dot{w}_{ij}^t + (\psi \cdot c_{ij}) \ddot{w}_{ij}^t + c_{ij} v_{ij}^t \rightarrow \min! \quad (6.8)$$

u.B.d.N.

$$a_i^{t+1} = \sum_{j \in N} \hat{w}_{ji}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (6.9)$$

$$a_i^t = \sum_{j \in N} \hat{w}_{ij}^t \quad \forall i \in N, t \in T \quad (6.10)$$

$$\dot{w}_{ij}^t + 2 \cdot \ddot{w}_{ij}^t + v_{ij}^t = \hat{w}_{ij}^t \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.11)$$

$$a_i^t, \ddot{w}_{ij}^t, \hat{w}_{ij}^t, v_{ij}^t \in \mathbb{N} \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.12)$$

$$\dot{w}_{ij}^t \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N, t \in T \quad (6.13)$$

### 6.4.2 Implementierung

Die Taktische Deep Integration baut auf der Lösung des integrierten Transportmodells  $Modell_{msTP}^{tr}$  auf. Dafür generiert Schritt 1 in Algorithmus 9 die Transportflüsse und Schritt 2 löst das Problem mit CPLEX. Die vorgestellten integrierten Transportmodelle  $Modell_{msTP}^{tr}$  und  $Modell_{msplTP}^{tr}$  sind austauschbar. Für jede Periode werden anschließend die Allokationsaufträge erzeugt (Schritt 4), die Startlösung  $s$  generiert (Schritt 5), mit LNS verbessert (Schritt 6) und die Planung umgesetzt (Schritt 7).

---

#### Algorithmus 9 Taktische Deep Integration

---

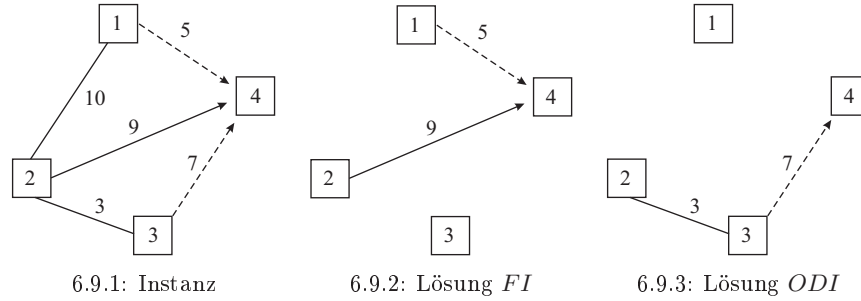
- 1:  $v_{ij}^t = \text{Generiere\_Transportflüsse}(TR)$
  - 2: Lösung  $s_{msTP}^{tr} = \text{Löse } Modell_{msTP}^{tr} \text{ mit CPLEX}$
  - 3: **for all period do**
  - 4:    $TR = TR + \text{Generiere\_Allokationsaufträge}(period, s_{msTP}^{tr})$
  - 5:   Lösung  $s = \text{Erstelle\_Startlösung}(period, TR)$
  - 6:   Lösung  $s_{best} = \text{LNS}()$
  - 7:   Update\_Wechselcontainer( $TR$ )
  - 8: **end for**
- 

## 6.5 Operationale Deep Integration

Verglichen mit der Taktischen Deep Integration strebe ich die Modellintegration bei der Operationalen Deep Integration auf der Ebene der Tourenplanung an. Das taktische Transportmodell und damit die Wahl der Quellen für Allokationsaufträge wird innerhalb des Routingmodells gelöst. Ein gesondertes Transportmodell ist nicht mehr notwendig. Demzufolge handelt es sich auch hier um Deep Integration. Es entfallen Planung und Ausführung einer dedizierten Allokation mit dem Nachteil, dass auf operationaler Ebene lediglich eine einperiodige Betrachtung stattfindet.

### 6.5.1 Überlegungen zur Vorteilhaftigkeit

Der Vorteil dieses Vorgehens geht aus dem folgenden Beispiel hervor. Abbildung 6.9 zeigt eine Routingaufgabe mit einem Transport- und einem Allokationsauftrag. Von Knoten 2 zu Knoten 4 existiert ein Transportauftrag (durchgezogener Pfeil),



**Abb. 6.9.** Generierung von Szenarien, diskrete Realisierungen und die verwendete Notation

der wahlweise direkt, über Knoten 1 oder über Knoten 3 transportiert werden kann. Zusätzlich besteht für die nächste Periode eine Nachfrage nach einem leeren Wechselcontainer in Knoten 4. Für diese Nachfrage stehen Wechselcontainer in Knoten 1 und Knoten 3 bereit (gestrichelter Pfeil). Die Selektion des Pickup-Knotens für den Allokationsauftrag entscheidet demnach zwischen diesen beiden Angebots-Knoten. In der Ausgangssituation, dargestellt in Abbildung 6.9.1, drücken die Kantenbewertungen die Kosten für die Fahrt zwischen den jeweiligen Knoten aus.

Die *FI* würde zu der Lösung in Abbildung 6.9.2 führen. Wegen der kürzeren Distanz zwischen Knoten 1 und Knoten 4 wählt das Transportmodell bei gegebenem Delivery-Knoten den Knoten 1 als Pickup-Knoten für den Allokationsauftrag. Die vorgegebene Selektion im gemeinsamen Routing beider Aufträge ergibt einen Zielfunktionswert von 14 Einheiten. Integriert man hingegen die Selektion in das Routingmodell und verzichtet damit auf die Vorgabe des Pickup-Knotens durch das Transportmodell, so ergibt sich die Lösung in Abbildung 6.9.3. Dazu evaluiert das Routingmodell im einfachsten Fall alle möglichen Tourenpläne mit je einem Allokationsauftrag. In diesem Beispiel ist die Lösung sofort erkennbar. Wählen wir Knoten 3 als Pickup-Knoten, so kann das Routing des Transportauftrags über diesen Knoten geschehen und durch den Mitnahmeeffekt bezüglich des leeren Wechselcontainers werden Kosten gespart. Der Zielfunktionswert reduziert sich zu 10 Einheiten.

Dies hat Konsequenzen für die Modellformulierung auf operativer Ebene. Das Routingmodell muss in der Lage sein, die angesprochene Selektion der Quellen zu treffen. Ich schlage eine Modell-Adaption vor, die in *Modell<sub>GPDP</sub>* eingreift.

### 6.5.2 Modellanpassung: Selektionskomponente im Routing

Bezogen auf das Beispiel in Abbildung 6.9 ist es naheliegend, einen Set-Partitioning-Ansatz zu wählen, um die Selektion durchzuführen (Grünert und Irnich, 2005, S. 58ff.). Die Dimensionen sind die identifizierten Aufgaben  $b$  (Allokation, Transport) und die sich daraus ergebenden möglichen Aufträge  $a$  (Transportauftrag  $TR$  und Allokationsauftrag  $AR$ ). Es ergibt sich Tabelle 6.2.

Da beim Set-Partitioning-Problem als Zeilensumme genau eins gefordert ist, ergeben sich die Einträge wie folgt. Der Transportauftrag (Aufgabe 1) muss in jedem Fall gewählt werden. Zeile 1 erhält darum einen Eintrag in Auftragsspalte 1. Die bijektive Beziehung zwischen  $a$  und  $b$  bei Transportaufträgen führt uns

**Tabelle 6.2.** Set-Partitioning-Formulierung für das Selektionsproblem

Aufgabe $b$	Transport- und Allokationsaufträge $a$			Spaltensumme
	$TR$	$AR_1$	$AR_2$	$\sum_{a \in TR \cup AR} e_{ab}$
1	1	0	0	= 1
2	0	1	1	= 1

genau zur Set-Partitioning-Formulierung. Bei den möglichen Allokationsaufträgen haben wir die Auswahl zwischen Auftrag  $AR_1$  und  $AR_2$ . Jeder dieser Aufträge erhält einen Spalteneintrag. Die kostengünstigste Spalte wird ausgewählt, so dass die Zeilensumme wiederum eins ergibt ( $\sum_{a \in TR \cup AR} e_{ab} = 1$ ). Für die Auswahl führe ich eine neue Entscheidungsvariable, den Selektionsvektor  $y_a$  ein. Die Set-Partitioning-Restriktion ergibt sich zu

$$\sum_{a \in TR} e_{ab} y_a = 1 \quad \forall b \in SEL \quad (6.14)$$

$$y_a \in \{0, 1\} \quad \forall a \in TR \quad (6.15)$$

mit der Koeffizientenmatrix  $e_{ab}$  und dem Vektor möglicher Aufgaben  $SEL$ . Restriktion (6.14) muss in  $Modell_{GPD}$  eingefügt und der Selektionsvektor  $y_a$  mit der Auftragserfüllung im Routingmodell verknüpft werden. Nebenbedingung (4.36) wird daher ersetzt durch (6.16) und besagt, dass eine Zuordnung von Auftrag zu Fahrzeug stattfindet, falls dieser Auftrag auch gewählt wurde.

$$\sum_{k \in K} z_a^k = y_a \quad \forall a \in TR \quad (6.16)$$

Für das Routingmodell bedeutet dies weiterhin, dass alle möglichen Allokationsaufträge  $AR$  in die Menge der Transportaufträge  $TR$  einzufügen sind. Somit werden alle gültigen Kombinationen aus Pickup- und Delivery-Knoten für die notwendigen Allokationen und Transportaufträge berücksichtigt. Innerhalb des Routings führt das zu Umwegen und Mitnahmen gegenüber der getrennten Betrachtung. Das entstandene Modell nenne ich  $Modell_{GPD}^{Deep}$ .

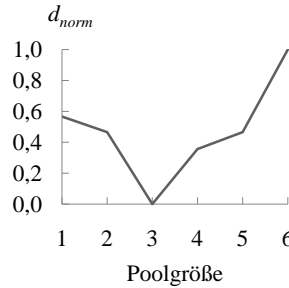
Bereits  $Modell_{GPD}$  war lediglich für sehr kleine Probleminstanzen optimal lösbar. Durch die Set-Partitioning-Bedingung und die verbindende Nebenbedingung (6.16) wird  $Modell_{GPD}^{Deep}$  noch weitaus komplexer. Darum schlage ich auch hier LNS als Lösungsmethode vor. Der Selektionsmechanismus ist relativ einfach umsetzbar. Beispielsweise ist es möglich, zufällig eine Kombination von Allokationsaufträgen in die Tourenplanung einer Periode einzufügen. Nach einer bestimmten Anzahl von Optimierungsschritten wird die Kombination durch eine andere ersetzt.

Der Nachteil dieser Vorgehensweise liegt auf der Hand. Abhängig vom Bedarf an leeren Wechselcontainern und verfügbaren Quellen im Netzwerk existieren sehr viele Kombinationen. Angenommen, ein Nachfrage-Knoten kann durch 20 Knoten im Netzwerk versorgt werden. Somit existieren 20 mögliche Allokationsaufträge,



aus denen Nebenbedingung 6.14 auswählen muss ( $|AR| = 20$ ). Für einen weiteren Bedarf fallen wiederum 20 Allokationsaufträge an. Das Modell kann nun aus maximal  $\binom{n+k-1}{k} = (n+k-1)!/k!(n-1)! = (20+2-1)!/2!(20-1)! = 210$  möglichen Kombinationen auswählen<sup>1</sup> und diese jeweils mit den Transportaufträgen kombinieren. Alle auszuprobieren, um  $Modell_{GDP}^{Deep}$  gerecht zu werden, verbietet sich. Darüber hinaus kann auch LNS nicht mit dem großen Suchraum umgehen. Eine heuristische Annahme schafft Abhilfe.

Experimente haben gezeigt, dass aufgrund der Einbettung in die Metaheuristik LNS eine Eingrenzung der Allokationsquellen sinnvoll ist. Dazu wurden in  $e_{ab}$  verschiedene Annahmen für die Anzahl betrachteter Allokationsaufträge gemacht. Im Umkreis eines Nachfrage-Knotens werden die Quellen zu Allokationsaufträgen zusammengestellt, die die kürzeste Entfernung zum Bedarsknoten aufweisen. Die Anzahl der Angebots-Knoten pro Nachfrage-Knoten sei die Poolgröße. Abbildung 6.10 zeigt den Zusammenhang zwischen Poolgröße und Lösungsgüte. Der Funktionswert auf der Ordinate ergibt sich aus dem normalisierten Mittelwert aller Zielfunktionswerte  $d_{norm}$  der in Kapitel 6.7 beschriebenen Experimente. Innerhalb der LNS wurde nach 250 Iterationen eine neue Kombination von Allokationsaufträgen gewählt. Weiterhin habe ich die Anzahl der Iterationen der LNS auf 1.250 erhöht. Damit sind fünf unterschiedliche Kombinationen von Allokationsaufträgen möglich und ein vergleichbarer Lösungsaufwand zwischen den Planungsansätzen ist gewährleistet.



**Abb. 6.10.** Heuristische Eingrenzung der Auswahlentscheidung bezüglich des Angebots-Knotens

Es ist sehr deutlich zu sehen, dass eine zu starke Einschränkung der Auswahlmöglichkeiten durch eine kleine Poolgröße schlechte Zielfunktionswerte liefert. Diese verbessern sich mit zunehmender Poolgröße, bevor sie durch die ansteigende Komplexität und eine überforderte Suchstrategie wieder abnehmen. Eine gute Wahl ist offenbar eine Poolgröße von drei Allokationsaufträgen pro Bedarf an einem Wechselcontainer.

<sup>1</sup> Die Zahl kann sich verringern, wenn an einem Angebotshub lediglich ein leerer Wechselcontainer existiert. Mindestens finden wir aber vor: Kombinationen ohne Wiederholung von  $n$  Dingen zur Klasse  $k$ . D.h. ein leerer Wechselcontainer bzw. dessen Quellort steht für den zweiten Allokationsauftrag nicht mehr zur Verfügung, wenn sie bereits durch den ersten Allokationsauftrag gewählt wurde.

### 6.5.3 Implementierung

Für die Implementierung möchte ich hauptsächlich auf den Umgang mit dem Allokationsauftrags-Pool innerhalb der LNS eingehen. Dazu sei auf Algorithmus 10 verwiesen. In jeder Periode werden die Allokationsaufträge gemäß der festgelegten Poolgröße und weiterhin die Set-Partitioning-Matrix erstellt (Zeile 2). Die Startlösung kombiniert  $TR$  und  $AR$  gemäß der Routing-Zielfunktion (Zeile 3). Allokationsaufträge werden nach Bedingung (6.14) zufällig aus der Menge  $SEL$  gewählt. Auch die LNS-Funktion enthält für den  $DI$ -Ansatz eine Selektionskomponente, die nach 250 Iterationen die Allokationsaufträge neu kombiniert (Zeile 4). Die alte Kombination von Aufträgen wird entfernt und die Einfügeprozedur (Algorithmus 3) sorgt für eine adäquate Einplanung der neuen Aufträge. Die Ausführung der Pläne realisiert Zeile 5. Solange noch nicht alle Perioden geplant wurden, wiederhole diese Schleife (Zeilen 1 bis 6).

---

**Algorithmus 10** Operationale Deep Integration
 

---

```

1: for all period do
2:    $SEL = \text{Generiere\_Allokationsauftragspool}(\textit{period}, AR)$ 
3:   Lösung  $s = \text{Erstelle\_Startlösung}(\textit{period}, TR, SEL)$ 
4:   Lösung  $s_{best} = \text{LNS}(SEL)$ 
5:   Update_Wechselcontainer( $s_{best}$ )
6: end for
```

---

## 6.6 Zusammenfassung und Diskussion

Ein Planungsansatz muss alle vier Entscheidungen im SCP treffen. Die vorgestellten Ansätze behandeln diese Entscheidungen unterschiedlich, was zu Vor- und Nachteilen bezüglich der Zielerreichung für das Gesamtproblem führen könnte. Diese erläutere ich zunächst detailliert und formuliere dementsprechende Forschungsfragen.

### *Entscheidungen für die Allokation*

Die Selektion der Quelle und der Periode für die Repositionierung leerer Wechselcontainer im Transportmodell ist über die Entscheidungsvariable  $w_{ij}^t$  gewährleistet. Index  $i$  stellt den Quellhub dar, Index  $t$  repräsentiert die Periode, in der von Hub  $i$  genau  $w$  Wechselcontainer zum Nachfrage-Hub  $j$  abgezogen werden. Nachteilig wirken sich die folgenden Eigenschaften dieser Vorgehensweise aus:

- Die fehlende Betrachtung der Transportaufträge führt vermutlich zu räumlich und zeitlich suboptimalen Ergebnissen. Das Modell entscheidet lediglich über die Allokationsaufträge und betrachtet beispielsweise nicht, ob diese mit Transportaufträgen gebündelt werden können. Für die Bündelung müssen sowohl die Konstellation der Pickup- und Delivery-Hubs als auch die Periode übereinstimmen. Beide Fragestellungen beantwortet die integrative Betrachtung der verschiedenen Aufträge in der Taktischen Deep Integration ( $TDI$ , Kapitel 6.4).

- Die Operationale Deep Integration (*ODI*) hingegen löst lediglich eines dieser beiden Probleme. Durch die Selektionsentscheidung über das Set-Partitioning-Modell können Transport und Allokation sinnvoll miteinander kombiniert werden. Durch die einperiodige Sichtweise der *ODI* fehlt die zeitliche Selektionsentscheidung bzw. durch den Ansatz kann lediglich die jeweils aktuelle Periode ausgewählt werden.

#### *Entscheidungen für die Tourenplanung*

Die Entscheidungen des Tourenplanungsmodells (Zuordnung Auftrag-Fahrzeug über  $z_a^k$  und Reihenfolgeplanung über  $x_{ij}^k$ ) entziehen sich der Betrachtung durch das taktische Transportmodell. Beide Entscheidungen werden in *SP*, *FI* und *TDI* nach der Selektion jeweils durch das Routingmodell *Modell<sub>GPP</sub>* getroffen. Allerdings gibt es unterschiedliche Grade der Beeinflussung der beiden Entscheidungen durch das Transportmodell. Drei prinzipielle Vorgehensweisen sind zu unterscheiden:

- *SP* betrachtet Transport- und Allokationsaufträge getrennt. Es besteht keine Beeinflussung.
- *FI* setzt den Vorschlag des Transportmodells in Allokationsaufträge um und betrachtet dann beide Auftragsstypen integriert. Die Bestimmung der Allokationsaufträge erfolgt ohne Kenntnis der Transportaufträge.
- *TDI* integriert beide Auftragsstypen, um die örtliche und zeitliche Selektionsentscheidung zu treffen. Mit Kenntnis der Transportaufträge wird die Selektion der Quellhubs durchgeführt.

Keiner der Ansätze schöpft die Möglichkeiten der Verbundproduktion (Economies of Density und organisatorisches Kuppelprodukt; vgl. Seite 20) aus. Das Transportmodell betrachtet lediglich die direkten Distanzen zwischen zwei Hubs. Mitnahmen und Umwege, die meist einen guten Tourenplan ausmachen, werden modellbedingt nicht berücksichtigt. Dieser Fragestellung widmet sich die *ODI*. Innerhalb des Routings, in dem Zuordnung und Reihenfolge der Aufträge festgelegt werden, bestimmt der Set-Partitioning-Term gleichzeitig den Allokationsauftrag. Somit wird die Frage nach Mitnahmen und Umwegen für alle möglichen Quellen eines Bedarfs an einem leeren Wechselcontainer beantwortet. Die zeitliche Selektion und damit eine vorausschauende Komponente bleibt der *TDI* vorbehalten.

#### *Zusammenfassung der Planungsansätze*

Tabelle 6.3 fasst die Planungsansätze zusammen. *SP* selektiert Quelle und Periode für eine Repositionierung und setzt diese durch Anwendung des Routingmodells abwechselnd mit dem Routing der Transportaufträge um. *FI* selektiert Quelle und Periode, generiert Allokationsaufträge für jede Periode und setzt sie dann integriert mit den Transportaufträgen im Routingmodell um. *TDI* führt die Selektion von Quellen und Perioden aus, indem gleichzeitig Allokationen und Transporte betrachtet werden. Die Lösung wird periodenweise durch das Routingmodell umgesetzt. *ODI* selektiert die Quelle für Repositionierungen innerhalb des Routingmodells.

**Tabelle 6.3.** Planungsansätze im Vergleich

Planungsansatz	Selektion der Quelle	Routing
$SP_{msTP}$	$Modell_{msTP+GPDP}$	$Modell_{GPDP}$
$SP_{msplTP}$	$Modell_{msplTP+GPDP}$	$Modell_{GPDP}$
$FI_{msTP}$	$Modell_{msTP}$	$Modell_{GPDP}$
$FI_{msplTP}$	$Modell_{msplTP}$	$Modell_{GPDP}$
$TDI_{msTP}$	$Modell_{msTP}^{tr}$	$Modell_{GPDP}$
$TDI_{msplTP}$	$Modell_{msplTP}^{tr}$	$Modell_{GPDP}$
$ODI$		$Modell_{GPDP}^{Deep}$

### Forschungsfragen

Aus der Konstellation von verschiedenen Planungsansätzen ( $SP$ ,  $FI$ ,  $TDI$ ,  $ODI$ ), Transportmodellen ( $Modell_{msTP}$ ,  $Modell_{msplTP}$ ,  $Modell_{msTP}^{tr}$ ,  $Modell_{msplTP}^{tr}$ ) und Parametervariationen (Netzwerkstrukturen, Verteilungen, Strafkostensatz) ergeben sich zahlreiche Forschungsfragen für die rechnergestützte Studie bei der dynamisch-deterministischen Problemstellung.

1. *Höhe der Strafkosten:* Die erste Frage, die sich aus der stückweise-linearen Kostenstruktur des Transportmodells ergibt, ist die nach Grenzen der Umsetzung gebündelter Allokationsaufträge. *Bringt es Vor- oder Nachteile, wenn die Lösung eines konsolidierenden Transportmodells in die Tourenplanung integriert wird?* Da Tourenplanungsmodelle auf die Verknüpfung von Teilstrecken zu Routen abzielen (durch Umwege und Mitnahmeeffekte) und Transportmodelle im Gegensatz dazu direkte Verbindungen zwischen Angebots- und Nachfrageorten herstellen, sind Lösungen des Transportmodells nicht zwangsläufig in gute Tourenpläne umsetzbar. Die kostenmäßige Bevorteilung von geraden Flüssen verhindert darüber hinaus, Mitnahmeeffekte zu realisieren, da zu den vorgeschlagenen Allokationsaufträgen keine Transportaufträge auf der gleichen Strecke mitgenommen werden können. Aus diesem Grund erwarte ich, dass die Parametrisierung des Modells durch einen Strafkostenfaktor in der Integration von Vorteil sein kann. Den Strafkostenfaktor gilt es innerhalb seiner Extremwerte zu variieren, so dass die Forschungsfrage nach dem richtigen Strafkostenfaktor in der integrierten und Sequenziellen Planung beantwortet wird. Sind die Kosten für zwei Wechselcontainer auf einem Streckenabschnitt genauso hoch wie für einen Wechselcontainer, so beträgt der Strafkostenfaktor  $\psi = 1,0$ . Befindet sich ein zweiter Wechselcontainer auf dem Lkw, so werden die Kosten auf  $\psi = 2,0$  verdoppelt. Werte zwischen diesen beiden Extremen stellen einen entsprechenden Kompromiss dar.
2. *Das richtige Transportmodell:* Diese Frage baut direkt auf der vorangegangenen auf. Da es sich bei dem Transportmodell lediglich um einen Aspekt des Gesamtproblems handelt, stellt sich die Frage: *Wie interagiert Transportmodell mit dem Routingmodell im Rahmen der Integration und der Sequenziellen Planung?* Die Transportmodelle mit stückweise-linearen Kosten und be-

reits bestimmtem Strafkostenfaktor werden in jedem Planungsansatz mit dem einfachen Transportmodell verglichen. Das Ergebnis lässt Schlussfolgerungen bezüglich zwei Fragestellungen zu. 1) Der Einfluss der Allokation auf das Gesamtproblem bei verschiedenen Auftragsverteilungen wird aufgezeigt und 2) in sequenziellen und integrierten Planungsansätzen kann dieser Einfluss unterschiedlich stark ausfallen.

3. *(Keine) Integration:* Das Ziel von Integrationsansätzen ist es, auf Basis eines Modells für das Gesamtproblem, sei es durch Modellvereinigung oder die Interaktion der Modelle, bessere Lösungen für das Gesamtproblem zu erzielen. Somit ist die *Hauptaufgabe* der rechnergestützten Studie, die *Überlegenheit der Integration gegenüber der Sequenziellen Planung* nachzuweisen. Weiterhin stellt sich die Frage: *Hat die Zielformulierung des dynamischen Transportmodells oder die der Tourenplanung mehr Gewicht in Hinblick auf die Gesamtlösung* ( $Z_a$  und  $Z_b$  in den Abbildungen 6.1 bis 6.7)?
4. *Struktur guter Lösungen:* Ist der beste Planungsansatz gefunden, so stellt sich die Frage nach den Gründen. Diese lässt sich anhand der Lösungsstruktur beantworten — *Welche Eigenschaften sollte eine Lösung besitzen, damit sie effizient ist? Wie gehen die verschiedenen Ansätze mit Allokation und Transport, Selektion der Quellen und Perioden, Mitnahmen und Umwegen um?*

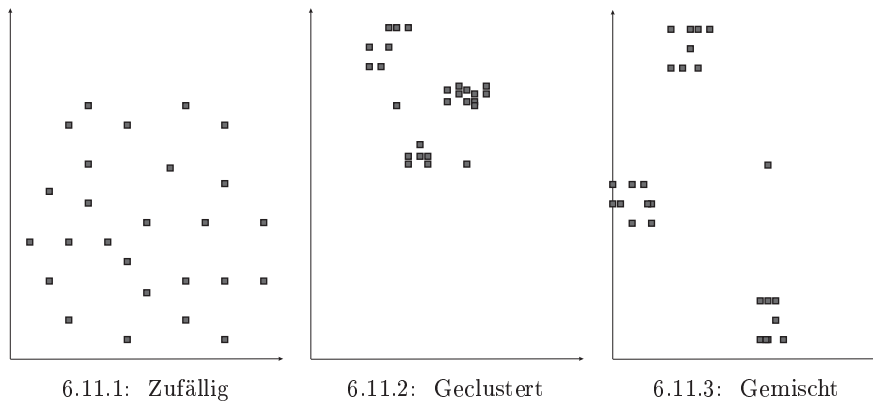
## 6.7 Experimentdesign und Auswertung der Ergebnisse

Dieses Kapitel beantwortet anhand einer umfangreichen rechnergestützten Studie die aufgeworfenen Forschungsfragen. Dafür ist die Entwicklung einer Testumgebung notwendig. Diese wurde in Anlehnung an das Framework zur Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme modular in der objektorientierten Programmiersprache Java entwickelt, so dass verschiedene Modelltypen, Probleminstanzen und Lösungsverfahren leicht austauschbar sind. Weiterhin musste die Steuerungskomponente entwickelt werden, die das System und dessen Fortschreibung über die Zeit simuliert. Diese flexible Laufzeitumgebung kann für die dynamisch-deterministische und später für die dynamisch-stochastische Planungssituation verwendet werden.

Die vorgestellten Modelle und Lösungsverfahren habe ich in den vorangegangenen Kapiteln beschrieben. Kapitel 6.7.1 wendet sich der Objektwelt (Datenkomponente) zu, die für den Test der vorgestellten deterministischen Planungsansätze entwickelt wurde. Anschließend widme ich mich in Kapitel 6.7.2 der Forschungsfrage nach dem Einfluss des konsolidierenden Transportmodells auf die Güte der Allokationsentscheidung im Rahmen der jeweiligen Planungsansätze. Nachdem ich den optimalen Strafkostenfaktor bestimmt habe, vergleiche ich in Kapitel 6.7.3 die verschiedenen Transportmodelle in den Integrationsansätzen untereinander. Damit habe ich eine Vorauswahl getroffen, um nun die Planungsansätze in Kapitel 6.7.4 bezüglich ihrer Eigenschaften, auftretender Effekte und das Zusammenspiel zwischen Transport- und Tourenplanungsmodell zu untersuchen.

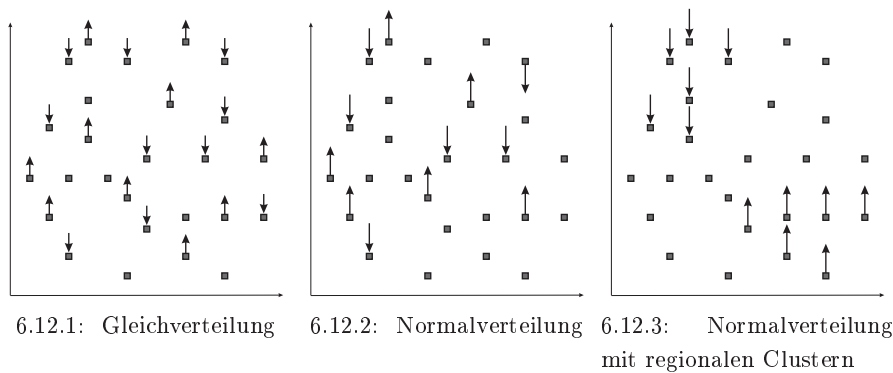
### 6.7.1 Experimentdesign

Als Basis für die Verteilung der Hubs habe ich mich der künstlich generierten Benchmarkinstanzen von Solomon mit 25 Knoten bedient, im Weiteren als Netzwerkstrukturen bezeichnet (Solomon, 1987). Die Knoten unterliegen unterschiedlichen Verteilungen: 1) zufällig (Abb. 6.11.1), 2) geclustert (Abb. 6.11.2) und 3) eine Mischform (Abb. 6.11.3). Damit soll die Auswirkung des Operationsgebiets eines Paketdienstleisters mit unterschiedlich besiedelten Regionen auf die Planungsansätze simuliert werden.



**Abb. 6.11.** Solomon's Netzwerkstrukturen mit 25 Knoten

Zwischen den Knoten treten Aufträge mit verschiedenen Wahrscheinlichkeiten für Pickup- und Delivery-Knoten auf. Regionale Unterschiede im Paketaufkommen führen dazu, dass über die Zeit ein Ungleichgewicht im Bestand an leeren Ladungsträgern zu beobachten ist. Dieser Aspekt wird durch unterschiedliche Verteilungen der Auftragsknoten berücksichtigt. Beispielsweise können wirtschaftlich starke Regionen (z.B. Versandlager eines Internetshops) und Eintrittspunkte in das System mit viel Angebot (z.B. Containerschiffe in Überseehäfen) Gründe für solche Strukturen sein. In Abbildung 6.12 sind beispielhaft für die zufällig verteilten Knoten drei verschiedene Auftragssituationen abgebildet.



**Abb. 6.12.** Verteilung von Pickup und Delivery Knoten

In Abbildung 6.12.1 sind die Pickup- und Delivery-Knoten der 25 Aufträge gleichmäßig über das Netzwerk verteilt. Die Länge der Pfeile drückt die Anzahl der eingehenden bzw. ausgehenden beladenen Wechselcontainer aus. Legt man eine Normalverteilung zugrunde, stellt sich dies beispielsweise wie in Abbildung 6.12.2 dar. Insgesamt sind weniger Hubs des Netzwerks involviert, d.h. es treten nicht in allen Hubs Aufträge auf, bzw. ist dies sehr unwahrscheinlich. Die übrig gebliebenen Hubs zeichnen sich dementsprechend durch mehr Pickups oder Deliveries aus (dargestellt durch längere Pfeile). Für diese Situation teste ich zwei Normalverteilungen mit unterschiedlichen Standardabweichungen. Eine weitere Möglichkeit stellen regional normal verteilte Auftragsaufkommen dar. Hier gruppieren sich Pickup-Knoten um den äußersten Nordwesten und Delivery-Knoten um den äußersten Südosten. Man stelle sich als mögliche Situation das bereits genannte Beispiel Internetshop mit einer starken Nachfrage in der Stadt vor. Die normal verteilten Instanzen sind für die Praxis eher von Relevanz als gleich verteilte Auftragsorte.

Beim SCP handelt es sich um ein dynamisches Problem, so dass eine Betrachtung des Systems über mehrere Perioden erfolgen muss. Crainic et al. (1993); Choong et al. (2003) weisen darauf hin, dass es zu ungewollten Effekten kommen kann, wenn die Länge des Planungshorizonts zu kurz gewählt wird. Sie schlagen 10 bis 15 Perioden vor, um ein Einschwingverhalten des dynamischen Systems zu gewährleisten. Weiterhin erörtern sie Möglichkeiten, durch erzwungene Endzustände realistische Planungsergebnisse zu erhalten, die auf eine Fortführung des zugrundeliegenden Geschäftsmodells abzielen. Für das SCP wähle ich 20 Perioden und fordere keine bestimmte Verteilung der leeren Wechselcontainer nach diesen 20 Perioden. Es werden die Ergebnisse der Planungsansätze in allen 20 Perioden zu einem Gesamtergebnis aufaddiert. Das in dynamischen Systemen häufig beobachtete Einschwingverhalten tritt beim SCP lediglich sehr begrenzt auf, da wenige Wechselcontainer für den Transport und die Allokation zur Verfügung stehen.

Zu Beginn der Planung stehen drei Ladungsträger an allen Hubs zur Verfügung. Damit sinnvolle Routen durch das Routingmodell ermittelt werden, beschränke ich eine Route auf das Dreifache der maximalen Entfernung zwischen zwei Knoten in der jeweiligen Netzwerkstruktur. Die Transportmodelle für die entwickelten Instanzen sind mit CPLEX 11.0 in akzeptabler Zeit lösbar. Lösungen der Tourenplanungsmodelle erhalte ich mit der LNS jeweils in wenigen Sekunden.

### 6.7.2 Wahl des Strafkostensatzes bei verschiedenen Planungsansätzen

#### *Parametrisierung*

Drei der vorgestellten Planungsansätze nutzen das erweiterte Transportmodell mit stückweise-linearem Kostenverlauf (vgl. Tabelle 6.3). Für diese Modelle wurde der Strafkostensatz  $\psi$  eingeführt, der festlegt, zu welchen Kosten ein zweiter Wechselcontainer mitgenommen werden soll. Nun stellt sich die Frage, ob in bestimmten *Probleminstanzen* und *Planungsansätzen* ein Strafkostensatz verwendet werden sollte, und wenn ja, welcher. Verschiedene Faktoren zwischen 1,0 (keine Bestrafung; kostenlose Mitnahme) und 2,0 (ein zweiter Wechselcontainer verdoppelt die Kosten) werden getestet. Letzteres Extrem sollte vergleichbare Ergebnisse wie das

einfache Transportmodell  $Modell_{msTP}$  liefern, da es die gleiche Kostenstruktur zugrunde legt.

Bei den anderen Parametern handelt es sich um die Netzwerkstruktur, die Verteilungen der Aufträge und die unterschiedlichen Planungsansätze. Für die Kombinationen aus Netzwerkstrukturen und Verteilungen wurden jeweils zehn Durchläufe angesetzt. Zusammenfassend ergibt sich die Testreihe in Tabelle 6.4 zur Bestimmung des optimalen Strafkostensatzes mit insgesamt 3.960 Experimenten. Die zu testenden Dimensionen sind in Fettschrift hervorgehoben.

**Tabelle 6.4.** Aufbau der Experimente für die Bestimmung des Strafkostensatzes im stückweise-linearen Transportmodell

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilungen	gleich, normal (-,ssd,cls)	4
<b>Strafkostensätze <math>\psi</math></b>	1,0; 1,1; ...; 2,0	<b>11</b>
<b>Planungsansätze</b>	$SP_{msplTP}$ ; $FI_{msplTP}$ ; $TDI_{msplTP}$	<b>3</b>
Durchläufe		10
Summe		3.960

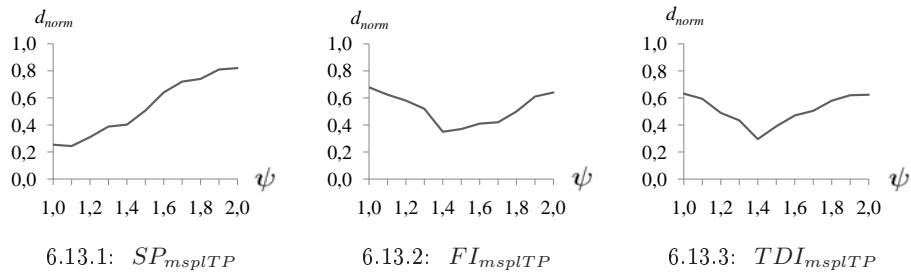
#### *Darstellung der Ergebnisse*

Bei der Auswertung der Ergebnisse möchte ich mich nicht näher mit den Verteilungen der Aufträge im Netzwerk beschäftigen, da eine generelle Aussage für die Planungsansätze gesucht wird. Wegen der unterschiedlichen Netzwerk- und Auftragsstrukturen ergeben sich starke Abweichungen bei den Zielfunktionswerten. Damit ist es notwendig, die erzielten Ergebnisse zu normalisieren. Drei Netzwerkstrukturen und zehn Durchläufe ergeben 30 Experimente pro Verteilung, Strafkostensatz und Planungsansatz. Letztere sind die beiden zu untersuchenden Dimensionen.

Aus den 30 Experimenten berechnet sich der Mittelwert, woraus 11 Strafkostensätze \* 4 Verteilungen = 44 Einzelwerte ( $d_{mean}$ ) pro Planungsansatz resultieren. Pro Auftragsortverteilung werden die minimalen und maximalen Zielfunktionswerte ( $d_{min}$  und  $d_{max}$ ) ermittelt. Normalisiert nach  $(d_{mean} - d_{min}) / (d_{max} - d_{min})$  erhält man 44 Werte zwischen null und eins, die wiederum, nun bezüglich der Verteilungen der Auftragsorte, gemittelt werden. Die daraus resultierenden 11 Werte repräsentieren die normalisierten Distanzen  $d_{norm}$  in Abhängigkeit vom Strafkostensatz und sind für alle drei Ansätze in den Abbildungen 6.13.1 bis 6.13.3 dargestellt. Kleine Werte bedeuten geringere Gesamtdistanzen.

Die Ergebnisse lassen den Schluss zu, dass ohne Integration die Bündelung der Allokationsaufträge durch das Transportmodell ( $\psi = 1,0$ ) vorteilhaft ist. Demgegenüber stehen die Vorteile der Integration von Transport- und Allokationsaufträgen in  $FI_{msplTP}$  und  $TDI_{msplTP}$ . Bei beiden Planungsansätzen stellt sich heraus, dass die Tourenplanungskomponente beide Auftragstypen effizient zu Routen





**Abb. 6.13.** Wahl des Strafkostensatzes bei verschiedenen Planungsansätzen

verknüpft und viele zusätzliche Allokationsaufträge durch die Bevorzugung von geraden Flüssen eher negative Auswirkungen auf die Gesamtlösung haben. Ein Strafkostensatz von  $\psi = 1,4$  stellt einen guten Kompromiss zwischen Allokation und Tourenplanung dar. Die Unterschiede in den Zielfunktionswerten bewegen sich im einstelligen Prozentbereich.

#### *Laufzeiten bei verschiedenen Strafkostensätzen*

Die Planungsansätze wurden auf einem PC mit AMD Athlon X2 Prozessor (1,8 Ghz), 2 Gb Arbeitsspeicher, Windows Vista, Java 1.6 und CPLEX 11.0 getestet. Die Laufzeiten der LNS (20 mal pro Experiment) belaufen sich bei Problemen mit 25 Aufträgen auf ca. 30 Sekunden, was sich bei zusätzlichen Allokationsaufträgen steigert. So haben Rechnungen ergeben, dass bei 30 Aufträgen ca. 25%, bei 50 ca. 350% und bei 75 Aufträgen ca 900% mehr Rechenzeit benötigt wird.

Weiterhin ist in Tabelle 6.5 ein Zusammenhang zwischen Strafkostensatz und Laufzeit bei den in CPLEX implementierten Transportmodellen erkennbar. Die

**Tabelle 6.5.** Charakteristisches Laufzeitverhalten der Transportmodelle bei verschiedenen Strafkostensätzen und normalverteilten Auftragsorten

$\psi$	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8	1,9	2,0
$Modell_{msplTP}$	247	223	179	152	125	104	92	90	74	59	40
$Modell_{msplTP}^{tr}$	219	209	168	128	96	89	75	71	58	47	36

Transportmodelle sind für CPLEX weniger aufwendig zu berechnen, je stärker ein zweiter Wechselcontainer auf dem Fahrzeug erzwungen wird (je größer  $\psi$  ist). Die Kostenstruktur entspricht für  $\psi = 2,0$  der von  $Modell_{msTP}$  und somit wird bei der Optimierung vorrangig die Wahl der Quellhubs für leere Wechselcontainer verfolgt. Im Gegensatz dazu bevorzugt die stückweise-lineare Kostenstruktur zwei leere Wechselcontainer pro Fahrzeug, was zu einer Abwägung durch das Transportmodell bezüglich Bündelung und Selektion des Quellhubs führt. Hierzu benötigt CPLEX viel Rechenzeit. Prinzipiell benötigt das angepasste Transportmodell mit Transportaufträgen (Nachfragerrestriktion entfällt; Bilanzrestriktionen angepasst; vgl. S. 177) weniger Rechenzeit.

### 6.7.3 Analyse der Transportmodelle und die Rolle der Modellintegration

#### *Parametrisierung*

Die drei Planungsansätze *SP*, *FI* und *TDI* verwenden jeweils zwei verschiedene Transportmodelle, *Modell<sub>msTP</sub>* und *Modell<sub>msplTP</sub>*. Letzteres wird mit den ermittelten Strafkostensätzen getestet. Ein Vergleich der Ansätze ist notwendig, um das Zusammenspiel Transportmodell und Routingmodell bei den jeweiligen Ansätzen zu analysieren. Das Ergebnis ist die beste Kombination aus beiden Modellen bezüglich eines Planungsansatzes. Der Aufbau der Experimente ist analog zu dem zur Bestimmung des Strafkostensatzes (vgl. Tabelle 6.4) und zusammenfassend in Tabelle 6.6 dargestellt.

**Tabelle 6.6.** Aufbau der Experimente für die Analyse des Transportmodells

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilungen	gleich, normal (-,ssd,cls)	4
Strafkostensatz $\psi$	<i>SP</i> 1,0; <i>FI</i> und <i>TDI</i> 1,4	1
<b>Planungsansätze</b>	<i>SP<sub>msTP</sub></i> ; <i>SP<sub>msplTP</sub></i> ; <i>FI<sub>msTP</sub></i> , <i>FI<sub>msplTP</sub></i> ; <i>TDI<sub>msTP</sub></i> ; <i>TDI<sub>msplTP</sub></i>	<b>6</b>
Durchläufe		10
Summe		720

#### *Vergleich der Transportmodelle in verschiedenen Planungsansätzen*

Um den Einfluss des Modells auf den Planungsansatz zu testen, ist es hilfreich, die *Beladungszustände* auf den gefahrenen Teilstrecken zu vergleichen. So lassen sich Vor- und Nachteile der verschiedenen Kombinationen aufzeigen. Weiterhin scheint es möglich, dass die *Verteilung* der Auftragsorte einen Einfluss darauf hat, welches Modell zu wählen ist. So ist es vorstellbar, dass bei vielen benötigten Ausgleichsfahrten dem Transportmodell ein größerer Einfluss beizumessen ist. Beim komplexeren und eher der Realität entsprechenden *Modell<sub>msplTP</sub>* sollten hier Vorteile erkennbar sein. Tabelle 6.7 stellt die Ansätze aufgeschlüsselt nach Verteilungen und Beladungszustand des Fahrzeugs dar. Die prozentualen Veränderungen von *Modell<sub>msTP</sub>* zu *Modell<sub>msplTP</sub>* sind jeweils in der letzten Zeile der verschiedenen Verteilungen aufgeführt.

Die Distanzen sind über alle drei Netzwerkstrukturen und Durchläufe gemittelt. Am meisten kann die Sequenzielle Planung vom Transportmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur profitieren. Der Grund dafür ist in der fehlenden Integration mit der Tourenplanung zu finden. Ungünstige, d.h. ungebündelte Aufträge können durch die simultane Betrachtung von Transport- und Allokationsaufträgen auf Ebene des Routingmodells effizient zusammengestellt werden.

**Tabelle 6.7.** Vergleich von  $Modell_{msTP}$  und  $Modell_{msplTP}$  bei verschiedenen Planungsansätzen für das deterministische Problem

Teilstrecke	SP		FI		TDI	
	msTP	msplTP	msTP	msplTP	msTP	msplTP
Gleichverteilung						
Transport	11.255	11.220	11.111	11.168	11.099	11.061
Repositionierung	1.881	1.769	1.832	1.659	1.808	1.769
Mitnahme	0	0	334	265	382	405
Leerfahrt	533	429	303	328	299	354
<b>Summe</b>	13.669	13.418	13.580	13.420	13.588	13.589
Veränderung		-1,8%		-1,2%		+0%
Normalverteilung						
Transport	11.358	11.418	11.000	11.061	10.920	11.100
Repositionierung	2.416	2.158	2.019	1.964	2.013	2.021
Mitnahme	0	0	828	1740	902	746
Leerfahrt	1.801	1.477	1.264	1.248	1.320	1.278
<b>Summe</b>	15.575	15.053	15.111	15.013	15.155	15.145
Veränderung		-3,3%		-0,7%		-0,1%
Normalverteilung (ssd)						
Transport	10.216	10.288	9.946	10.100	9.893	9.981
Repositionierung	3.937	3.590	2.350	2.349	2.286	2.198
Mitnahme	0	0	844	807	885	891
Leerfahrt	3.880	3.622	3.334	3.248	3.274	3.246
<b>Summe</b>	18.032	17.500	16.474	16.504	16.338	16.316
Veränderung		-2,9%		+0,2%		-0,1%
Normalverteilung (cls)						
Transport	12.221	12.576	11.689	11.968	11.697	11.839
Repositionierung	6.740	6.367	2.350	2.702	2.570	2.650
Mitnahme	0	0	1.143	939	1.153	995
Leerfahrt	7.863	6.407	6.125	5.835	6.137	5.763
<b>Summe</b>	26.824	25.350	21.603	21.444	21.557	21.247
Veränderung		-5,5%		-0,7%		-1,4%
<b>Gesamt</b>	74.100	71.321	66.768	66.381	66.638	66.297
Veränderung		-3,8%		-0,6%		-0,5%

Die SP ist hingegen stärker auf eine gute Vorgabe durch das Transportmodell angewiesen. Insgesamt weniger Fahrten durch die Doppelbelegung von Fahrzeugen senken die Distanzen der Repositionierungen bei  $SP_{msplTP}$ . Weiterhin können die Leerfahrten reduziert werden, weil bei der Normalverteilung tendenziell gleiche Hubs leere Wechselcontainer benötigen und  $Modell_{msplTP}$  nicht unbedingt genau

die passende Anzahl repositioniert (Bündelung). Zu viele leere Wechselcontainer in einer Periode führen demzufolge auch dazu, dass in späteren Perioden keine Leerfahrten mehr stattfinden müssen.

Die Integration mit der Tourenplanung ist der Grund für die (vergleichsweise geringen) Unterschiede bei den Integrationsansätzen. In Huth und Mattfeld (2009) haben wir noch das *Modell<sub>msTP</sub>* dem *Modell<sub>msplTP</sub>* bei der *FI* vorgezogen, weil der Strafkostenfaktor  $\psi$  noch nicht betrachtet wurde. Mit der Annahme  $\psi = 1,0$  funktioniert *FI* tatsächlich auch besser mit *Modell<sub>msTP</sub>* als mit *Modell<sub>msplTP</sub>*. Das Routingmodell konnte weniger gut die vorgegebenen Allokationsaufträge in die Routen einbinden. Mit  $\psi = 1,4$  hingegen werden dem zweiten Wechselcontainer auf dem Fahrzeug bestimmte Kosten zugewiesen und dadurch weniger Bündelungen vorgenommen. Somit wirken sich zusätzlich die Mitnahmeeffekte der Tourenplanung auf das Gesamtergebnis positiv aus und *FI* wird in den weiteren Untersuchungen mit *Modell<sub>msplTP</sub>* zusammen ausgeführt. Bezüglich *TDI* sind die gleichen Effekte zu beobachten.

#### *Laufzeitverhalten der Transportmodelle*

Die Rechenzeiten der Planungsansätze werden durch zwei wesentliche Bestandteile ausgemacht: 1) CPLEX benötigt je nach Transportmodell einen Großteil der Zeit und 2) die Laufzeit der LNS ist abhängig von der Anzahl der Aufträge. Tabelle 6.8 fasst die beobachteten Laufzeiten zusammen.

**Tabelle 6.8.** Laufzeitverhalten der Planungsansätze (davon CPLEX)

Verteilung	<i>SP</i>		<i>FI</i>		<i>TDI</i>	
	msTP	msplTP ( $\psi = 1,0$ )	msTP	msplTP ( $\psi = 1,4$ )	msTP	msplTP ( $\psi = 1,4$ )
Gleich	37 (0)	212 (168)	82 (0)	182 (94)	81 (0)	178 (73)
Normal	39 (0)	292 (246)	106 (0)	241 (128)	102 (0)	221 (96)
Normal (ssd)	39 (0)	284 (235)	132 (0)	283 (131)	138 (0)	266 (113)
Normal (cls)	36 (0)	270 (230)	100 (0)	224 (103)	99 (0)	195 (86)

Die Rechenzeiten von CPLEX beim einfachen Transportmodell sind vernachlässigbar gering. Bei *Modell<sub>msplTP</sub>* mit  $\psi = 1,0$  braucht CPLEX wesentlich länger, um ein Ergebnis zu berechnen (vgl. Tabelle 6.5). Vergleichsweise schwieriger sind Instanzen mit normal verteilten und geclustert normal verteilten Auftragsorten. Gründe dafür sind in den implementierten Verfahren des Solvers zu suchen<sup>2</sup>. Die LNS benötigt bei *SP* je nach Verteilung nahezu die gleiche Zeit für die Tourenplanung der Allokationsaufträge. Die Planung der Transportaufträge ist ohnehin

<sup>2</sup> Die Suche nach weiteren Gründen wäre rein spekulativ, da zwar die durch CPLEX verwendeten Algorithmen bekannt sind, deren genaue Implementierung jedoch nicht. Ggf. kann eine nähere Untersuchung durch die Variation des verwendeten Solvers (Primal, Dual oder Netzwerk Simplex, Barrier, Sifting) darüber Aufschluss geben. Für diese Studie wurde CPLEX die Wahl des Optimierers überlassen.

identisch. Die Laufzeit von  $SP_{msTP}$  entspricht gerade der Laufzeit von  $SP_{msplTP}$  minus der von  $Modell_{msplTP}$ .

Durch die Integration der Auftragsstypen in der Tourenplanung von  $FI$  und  $TDI$  benötigt die LNS wesentlich mehr Zeit, um eine Lösung für die Tourenplanung von Transport- und Allokationsaufträgen zu ermitteln. Bei der Normalverteilung mit geringerer Standardabweichung treten die meisten Allokationsaufträge auf, weshalb hier mit 283 und 266 auch die längsten Laufzeiten beobachtbar sind. Subtrahiert man jeweils die Laufzeiten von CPLEX, so ist die gesamte Rechenzeit etwas länger als bei den Integrationsansätzen mit  $Modell_{msTP}$ . Dieser Effekt ist auf die vergleichsweise höhere Anzahl von Allokationsaufträgen durch den Starfkostensatz  $\psi = 1,4$  bei stückweise-linearer Kostenstruktur zurückzuführen. Durch die Bevorzugung von einer geraden Anzahl von Wechselcontainern werden eher mehr als weniger Allokationsaufträge durch das Transportmodell erzeugt.

#### 6.7.4 Vergleich der Planungsansätze

Der Vergleich der deterministischen Planungsansätze umfasst die ausgewählten antizipierenden Verfahren  $SP_{msplTP}$ ,  $FI_{msplTP}$ ,  $TDI_{msplTP}$  und die myopische Planung mit  $ODI$ . Um ein „Gefühl“ für die Vorgehensweise des jeweiligen Allokationsmodells zu bekommen, analysiere ich in einem ersten Schritt den Einfluss der Allokationsentscheidung auf die Bestandsentwicklung der Wechselcontainer. Darauf folgt der detaillierte Vergleich der Planungsansätze nach Gesamtdistanz, Struktur der Tourenpläne und Laufzeiten.

##### *Einfluss des Allokationsmodells auf die Bestandsentwicklung der Wechselcontainer*

Ich unterscheide fünf mögliche Modelle bezüglich der Auswahl von Quellen für die Repositionierung:  $Modell_{msTP/msplTP}$ ,  $Modell_{msTP/msplTP}^{tr}$ ,  $Modell_{GPD}^{Deep}$ . Strukturell sind  $Modell_{msTP}$  und  $Modell_{msTP}^{tr}$  identisch, da die Transportaufträge in der  $TDI$  lediglich als Parameter mit einem festen Kostensatz in das Transportmodell eingehen. Bei  $Modell_{msplTP}$  und  $Modell_{msplTP}^{tr}$  verhält sich das anders. Durch die gleichzeitige Betrachtung und damit der Möglichkeit der Bündelung beider Auftragsstypen aufgrund der stückweise-linearen Kostenstruktur können sich durchaus unterschiedliche Allokationen ergeben. Demnach gilt es, die Allokationsmodelle bezüglich der Netzwerkstrukturen und der Auftragsortverteilung in zehn Durchläufen zu testen. Die Experimente sind in Tabelle 6.9 zusammengefasst.

Die Darstellung der Ergebnisse in Abbildung 6.14 ist folgendermaßen zu lesen. Aus zehn Durchläufen mit den drei vorgestellten Netzwerkstrukturen werden die durchschnittlichen Wechselcontainerverteilungen im Netzwerk über 20 Perioden ermittelt. Es ergeben sich für jede Verteilung und jedes Transportmodell Matrizen mit Spalten (Hubs) und Zeilen (Perioden). Die Hubs können unabhängig voneinander betrachtet werden und somit werden die Spalten der Matrix bezüglich der durchschnittlichen Anzahl von Wechselcontainern pro Hub aufsteigend sortiert. In der ersten Spalte befindet sich demnach der Hub mit den durchschnittlich meisten Wechselcontainern und in der letzten Spalte der Hub mit den durchschnittlich

**Tabelle 6.9.** Aufbau der Experimente für die Analyse der Bestandsentwicklung bei verschiedenen Allokationsmodellen

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilung	gleich, normal	2
Strafkostensatz $\psi$	1,4	1
<b>Transportmodelle</b>	$Modell_{msTP}; Modell_{msplTP};$ $Modell_{msplTP}^{tr}; Modell_{GDP}^{Deep}$	<b>4</b>
Durchläufe		10
Summe		300

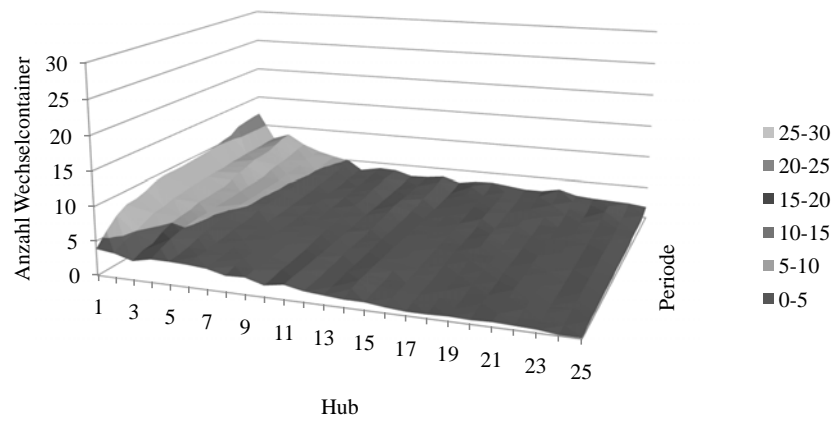
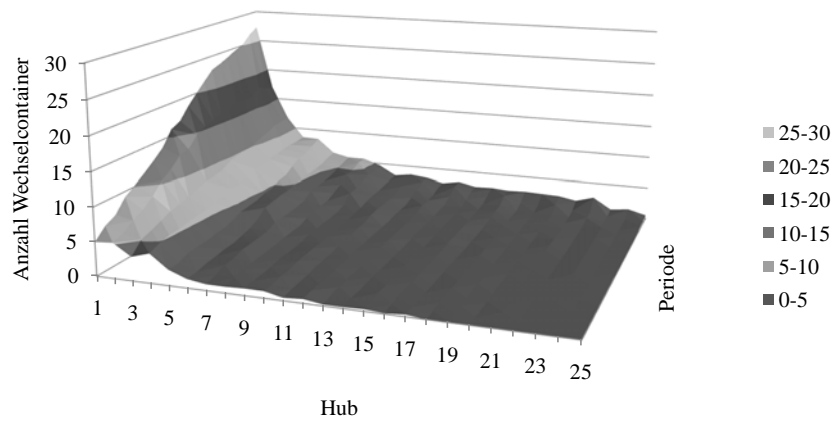
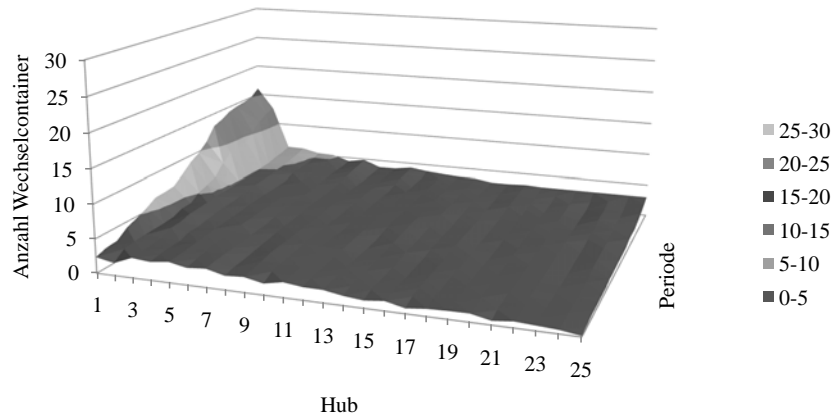
wenigsten Wechselcontainern. Auch die Perioden können unabhängig voneinander betrachtet werden. So werden die Spalten nochmals absteigend sortiert, wodurch die Perioden mit vielen Wechselcontainern in der ersten Zeile und die mit sehr wenigen Wechselcontainern in der untersten Zeile stehen. Diese Transformationen führen zu Abbildung 6.14. Die Abszisse zeigt die 25 Hubs im Netzwerk und die Ordinate die Anzahl an leeren Wechselcontainern nach der Tourenplanung. Auf der Tiefenachse sind die 20 Perioden aufgetragen. Die zugehörigen Box-Whisker-Diagramme zeigt Abbildung 6.15.

In jeder Periode treten Transport- und Allokationsaufträge auf. Die Transportaufträge sind bei allen Planungsansätzen identisch, lediglich durch die Allokationsaufträge unterscheiden sich die Lösungen. Somit gibt es vier Strategien der Allokation zu unterscheiden:

1.  $Modell_{msTP}$ : Die Nachfragesituation zukünftiger Perioden wird im dynamischen Transportmodell berücksichtigt.
2.  $Modell_{msplTP}$ : Mit einem Strafkostensatz von  $\psi = 1,4$  wird zusätzlich zu  $Modell_{msTP}$  der Transport von einer geraden Anzahl von Wechselcontainern durch die stückweise-lineare Kostenstruktur bevorzugt.
3.  $Modell_{msplTP}^{tr}$ : Neben den Allokationsaufträgen werden als Erweiterung zu  $Modell_{msplTP}$  die Transportaufträge berücksichtigt.
4.  $Modell_{GDP}^{Deep}$ : Dieser Ansatz wählt Quellhubs aus, die gut in den aktuellen Tourenplan passen, spätere Nachfragesituationen werden nicht beachtet.

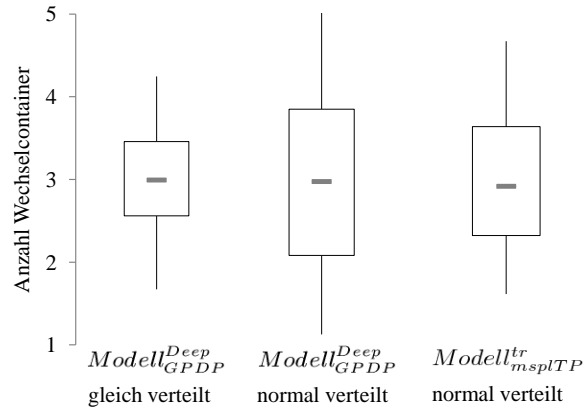
Die Tests haben ergeben, dass die vorausschauenden Transportmodelle bezüglich der Bestände an Wechselcontainern sehr ähnliche Ergebnisse liefern. Ich möchte mich daher im Weiteren auf 1) den Vergleich von verschiedenen Verteilungen für Auftragsorte (gleich, normal) und 2) den Vergleich zwischen antizipierenden und nicht-antizipierenden Planungsansätzen ( $Modell_{msplTP}^{tr}$ ,  $Modell_{GDP}^{Deep}$ ) konzentrieren.

Durch die Transformation (Sortiermaßnahmen) sind auch bei gleich verteilten Auftragsorten verschiedene Bestandssituationen sowohl bezüglich der Hub- als auch der Perioden-Dimension zu beobachten. Beispielhaft habe ich  $Modell_{GDP}^{Deep}$  gewählt, um dies in Abbildung 6.14.1 zu veranschaulichen. Betrachtet man die An-

6.14.1: *ODI* und gleich verteilte Auftragsorte6.14.2: *ODI* und normal verteilte Auftragsorte6.14.3: *TDI* und normal verteilte Auftragsorte

**Abb. 6.14.** Verteilung von leeren Wechselcontainern im Zeitverlauf bei normal und gleich verteilten Auftragsorten

zahl der Wechselcontainer im Box-Whisker-Diagramm in Abbildung 6.15, so wird deutlich, dass die durchschnittlichen Werte zwischen 1,67 und 4,24 Wechselcontainern und damit vergleichsweise nah am Median von 2,99 bzw. dem Mittelwert 3 liegen. Das untere Quantil liegt bei 2,56 und das obere Quantil bei 3,46.



**Abb. 6.15.** Box-Whisker-Diagramme der Allokationsmodelle  $ODI$  und  $Modell_{msplTP}^{tr}$

Durch normal verteilte Auftragsorte entsteht ein Ungleichgewicht im Bestand an leeren Wechselcontainern, da wenige Hubs mit sehr großer Nachfrage nach leeren Wechselcontainern auftreten. Dies ist in Abbildung 6.14.2 für  $Modell_{GDP}^{Deep}$  erkennbar. Auch das Box-Whisker-Diagramm von  $Modell_{GDP}^{Deep}$  bei normal verteilten Auftragsorten unterscheidet sich stark von der Gleichverteilung. Das Minimum liegt bei 1,1 und das Maximum bei 5,3, was eine starke Abweichung vom Median (2,96) darstellt. Auch der Interquartilsabstand als Maß für die Streuung ist mit 2,065 zu 3,84 im Vergleich zur Gleichverteilung sehr groß.

Angenommen, die Tourenpläne für Transportaufträge sich von Periode zu Periode sehr ähnlich, so müssten auch sehr ähnliche Allokationsaufträge durch  $Modell_{GDP}^{Deep}$  erzeugt werden. So lange sich leere Wechselcontainer in der Nähe von Touren befinden und diese somit kostengünstig in das Routing einbezogen werden können, wählt  $Modell_{GDP}^{Deep}$  die gleichen Quellhubs aus. Damit werden auch Wechselcontainer repositioniert, die in späteren Perioden an einem Hub benötigt werden. Aus diesem Grund ergeben sich durchschnittlich meist kleine Wechselcontainerbestände in Abbildung 6.14.2. Durch diese Analyse ist sehr gut zu sehen, dass  $Modell_{GDP}^{Deep}$  die vorausschauende Planung fehlt. Es ist jedoch nicht zu schlussfolgern, dass sich dadurch der Gesamtplan verschlechtert, denn den taktischen Ansätzen fehlt wiederum die Antizipation der Tourenplanung. Dazu mehr im Verlauf dieses Kapitels.

Das vorausschauende Transportmodell  $Modell_{msplTP}^{tr}$  zeigt bei normal verteilten Auftragsorten eine vergleichsweise ausbalancierte Bestandssituation. Mit einem Minimum von 1,61 und einem Maximum von 4,68 nimmt die durchschnittliche Anzahl leerer Wechselcontainer in einem Hub weniger extreme Werte an als wir dies bei  $Modell_{GDP}^{Deep}$  und dieser Verteilung gesehen haben. Auch die Streuung



ist mit einem Interquartilsabstand von 2,32 zu 3,64 und einem Median von 2,92 wesentlich geringer. Dies lässt sich folgendermaßen erklären.

Wir beobachten die Wechselcontainerverteilung in Abbildung 6.14.3. Die Verwendung taktischer Informationen führt zu einem gleichmäßigen Ausbalancieren der Bestände. Somit wird nicht auch noch der letzte Wechselcontainer an einem potenziellen Quellhub  $i$  entfernt, wenn er sich in der Nähe eines Bedarfshubs  $j$  befindet. Vielmehr wird ein alternativer Allokationsauftrag  $k \rightarrow j$  mit Quellhub  $k$  gesucht, falls beispielsweise in der übernächsten Periode in Hub  $i$  ein Wechselcontainer benötigt wird.

Weiterhin führt die Entscheidung für die Bündelung von zwei Wechselcontainern dazu, dass von den Delivery-Hubs der Transportaufträge vermehrt leere Wechselcontainer abgezogen werden. Der Ausgleichsaspekt, den das vorausschauende Transportmodell verfolgt, wird noch verstärkt. Weniger frequentierte Hubs, in denen demzufolge auch weniger leere Wechselcontainer lagern, werden weniger häufig als Quellhub ausgewählt. Beispielsweise wird  $Modell_{msplTP}^{tr}$  kaum Quellhubs auswählen, in denen lediglich ein Wechselcontainer vorrätig ist, da so die Kostenvorteile für zwei transportierte Wechselcontainer nicht ausgeschöpft werden. Da es sich immer um Direkttransporte handelt, muss die Strecke zwischen dem Quellhub mit einem Wechselcontainer mindestens 1,4 mal kürzer sein, damit dieser Transport effizient ist.<sup>3</sup>

#### Vergleich der Planungsansätze

Die Analyse der verschiedenen Transportmodelle im Zusammenspiel mit den Planungsansätzen hat ergeben, dass  $SP$  und  $FI$  die besten Ergebnisse in Verbindung mit  $Modell_{msplTP}$  liefern.  $TDI$  erzielt die besten Ergebnisse mit  $Modell_{msplTP}^{tr}$ . Als vierter Ansatz für die deterministische Auftragslage wird  $ODI$  untersucht. Den Aufbau der Experimente fasst Tabelle 6.10 zusammen. Es werden insgesamt 480 Experimente durchgeführt.

**Tabelle 6.10.** Aufbau der Experimente für den Vergleich der Planungsansätze bei deterministischen Aufträgen

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilung	gleich, normal (-,ssd,cls)	4
Strafkostensatz $\psi$	$SP$ 1,0; $FI$ und $TDI$ 1,4	1
<b>Planungsansätze</b>	$SP_{msplTP}$ , $FI_{msplTP}$ , $TDI_{msplTP}$ , $ODI$	<b>4</b>
Durchläufe		10
Summe		480

<sup>3</sup> Bei dieser Überlegung bleibt der Einfluss der Interdependenzen zwischen den einzelnen Auswahlentscheidungen in  $Modell_{msplTP}^{tr}$  vernachlässigt.

Die Ergebnisse in Tabelle 6.11 ergeben sich folgendermaßen. Jeder Wert stellt den Mittelwert aus 30 Instanzen (3 Netzwerkstrukturen und 10 Durchläufe) dar. Die Struktur des Tourenplans wurde bezüglich der Streckentypen Transport, Repositionierung, Mitnahme und Leerfahrt aufgeschlüsselt. Die Summe und die Gesamtdistanz über alle Auftragsverteilungen geben einen schnellen Überblick über die Ergebnisse.

**Tabelle 6.11.** Vergleich der Planungsansätze für das deterministische Problem

Teilstrecke	$SP_{msplTP}$	$FI_{msplTP}$	$TDI_{msplTP}$	$ODI$
Gleichverteilung				
Transport	11.220	11.168	11.061	10.597
Repositionierung	1.769	1.659	1.769	1.545
Mitnahme	0	265	405	780
Leerfahrt	429	328	354	428
<b>Summe</b>	13.418	13.420	13.589	13.350
Veränderung gegenüber SP		+0%	+1,3%	-0,5%
Normalverteilung				
Transport	11.418	11.061	11.100	10.348
Repositionierung	2.158	1.964	2.021	1.835
Mitnahme	0	740	746	1.505
Leerfahrt	1.477	1.248	1.278	1.257
<b>Summe</b>	15.053	15.013	15.145	14.945
Veränderung gegenüber SP		-0,3%	+0,6%	-0,7%
Normalverteilung (ssd)				
Transport	10.288	10.100	9.981	9.269
Repositionierung	3.590	2.349	2.198	2.143
Mitnahme	0	807	891	1.299
Leerfahrt	3.622	3.248	3.246	2.710
<b>Summe</b>	17.500	16.504	16.316	15.421
Veränderung gegenüber SP		-5,7%	-6,8%	-11,9%
Normalverteilung (cls)				
Transport	12.576	11.968	11.839	11.187
Repositionierung	6.367	2.702	2.650	2.437
Mitnahme	0	939	995	1.436
Leerfahrt	6.407	5.835	5.763	3.928
<b>Summe</b>	25.350	21.444	21.247	18.987
Veränderung gegenüber SP		-15,4%	-16,2%	-25,1%
<b>Gesamt</b>	71.321	66.381	66.297	62.702
Veränderung gegenüber SP		-6,9%	-7,1%	-12,1%

Mitnahmen sind bei der Sequenziellen Planung nicht möglich, da Transport und Allokation nacheinander ausgeführt werden. Prinzipiell erreichen Integrationsansätze kürzere *Transportdistanzen* als *SP* (jeweils erste Zeile in jeder Verteilung). Dies ist möglich, weil bei der Integration von Transport- und Allokationsaufträgen *Mitnahmeeffekte* ausgenutzt werden. Besonders hervorzuheben ist die Verringerung der *Repositionierung* bei Integrationsansätzen gegenüber der *SP*. Die vergrößerte Auftragsmenge gestattet es der LNS, bessere Routenpläne mit weniger Repositionierungen der Fahrzeuge zu erstellen. Die relativ geringe Anzahl an Leerfahrten bezogen auf die Gesamtdistanz verhindert ein besseres Abschneiden der Integrationsansätze bei den gleich und normal verteilten Auftragsorten. Bei Verteilungen die mehr Allokationen nach sich ziehen, können sie hingegen Verbesserungen bis zu 25% erzielen. Bezogen auf die Gesamtdistanz ergibt sich die Rangfolge

$$SP_{msplTP} > FI_{msplTP} > TDI_{msplTP} > ODI$$

mit

$$100\% > 93,1\% > 92,9\% > 87,9\%.$$

Der Unterschied zwischen *FI* und *TDI* ist über die Auftragsverteilungen weitestgehend ausgeglichen. Gibt es mehr Potenzial für den Ausgleich von leeren Wechselcontainern, so bietet die *TDI* bessere Ergebnisse. Sind die Auftragsverteilungen weniger extrem, so dominiert *FI*. Allerdings sind die Unterschiede zu gering, um belastbare Aussagen zu treffen. Jedoch ist eine Verschiebung in der Struktur der Touren erkennbar. Die Modellvereinigung auf taktischer Ebene (Taktische Deep Integration) nimmt eine Bündelung der Aufträge vor, so dass mehr Mitnahmen realisiert (*FI*:  $\sum = 2.751$  gegenüber *TDI*:  $\sum = 3.037$ ) und die Transportfahrten im Gegenzug gesenkt werden (*FI*:  $\sum = 44.297$  gegenüber *TDI*:  $\sum = 43.981$ ).

Größer sind die strukturellen Unterschiede und auch die Verbesserungen bei der Operationalen Deep Integration. Der Erfolg dieses Planungsansatzes ist hauptsächlich auf weniger Transportfahrten, Leerfahrten und Repositionierungen zurückzuführen. Durch die in die Routenplanung integrierte Selektion der Quellen für die Allokationsaufträge steigen die Mitnahmemöglichkeiten an und es werden sehr effiziente Tourenpläne erzeugt.

#### *Laufzeitverhalten der Planungsansätze*

Abschließend möchte ich noch auf die Rechenzeiten der Planungsansätze eingehen. Bei der Nutzung von *Modell<sub>msplTP</sub>* durch *SP* und *FI* bzw. *Modell<sub>msplTP</sub><sup>tr</sup>* durch *TDI* wird ein großer Teil der gesamten Rechenzeit von CPLEX benötigt. Dies ist auf die komplexe Modellformulierung zurückzuführen. Insgesamt sind bei *SP*, *FI* und *TDI* Laufzeiten von 178 bis 292 Sekunden beobachtbar (vgl. Tabelle 6.8). Die *ODI* benötigt wegen der größeren Anzahl von Iterationen (5 verschiedenen Kombinationen mit je 250 Iterationen = 1.250 Iterationen) wesentlich längere Rechenzeiten (gleichverteilt 540; normalverteilt 824; normalverteilt (ssd): 1236; normalverteilt (cls): 706 Sekunden). Die meisten Allokationsaufträge werden in der Normalverteilung mit geringerer Standardabweichung erzeugt. Dementsprechend lange benötigt die LNS für die Nachbarschaftsoperatoren.

## Zusammenfassung und Beantwortung der Forschungsfragen

1. *Höhe der Strafkosten:* Bei der Sequenziellen Planung sind Strafkosten im stückweise-linearen Transportmodell nicht sinnvoll, da eine gute Ausgangslösung für die Tourenplanung vorteilhaft ist. Durch die Integration von Transport- und Allokationsaufträgen in *FI* und *TDI* können dagegen bei einem zu starken Fokus auf Bündelungen von Allokationsaufträgen im Transportmodell die Möglichkeiten der Tourenplanung nicht voll zum Tragen kommen. Mitnahmeeffekte und Umwegbildung können weniger stark ausgenutzt werden.
2. *Das richtige Transportmodell:* Sind die richtigen Strafkosten gewählt worden, so können durch das Zusammenspiel von Transport- und Tourenplanungsmodell mit stückweise-linearer Kostenstruktur die besten Ergebnisse erzielt werden. Bei *SP* können Repositionierungen und Leerfahrten vermieden werden, weil vorausschauend eine Bündelung von Allokationen vorgenommen wird. Bei Integrationsansätzen sind lediglich strukturelle Unterschiede zwischen den Planungsansätzen mit unterschiedlichen Transportmodellen erkennbar. Eine Dominanz bezüglich der gefahrenen Gesamtdistanz ist kaum zu beobachten. Der Einfluss der Tourenplanung auf die Gesamtlösung ist bei der Integration zu stark und verschiedene Strukturen in den Lösungen des Transportmodells werden entsprechend effizient zu Routen geplant.
3. *(Keine) Integration:* Die Frage nach dem richtigen Planungsansatz ist eindeutig mit der Bevorzugung von Integrationsansätzen zu beantworten. Der zusätzliche Aufwand und der veränderte Lösungsraum sind für das Gesamtproblem vorteilhaft. Mit den Möglichkeiten der Integration kann der Planer ein neues Gesamtmodell für das SCP entwerfen. Somit ist die Entscheidungsfunktion des Planers (vgl. dynamisches Modell von Minkoff in Kapitel 3.3.2) eine andere und entspricht eher den veränderten Anforderungen, die dynamische Probleme an die Planung stellen (vgl. Psaraftis (1988) und Kapitel 3.3.3).
4. *Struktur guter Lösungen:* Gute Gesamtlösungen sind stark abhängig von der Tourenplanung. Aus diesem Grund dominiert *ODI* alle anderen Planungsansätze. Die Entscheidung für die Selektion der Quellen dem Routingmodell zu überlassen hat sich als erfolgreich herausgestellt. Weniger wichtig ist hingegen die Entscheidung, in welcher Periode eine Allokation stattfindet. Trifft man diese Entscheidung allerdings im Zusammenhang mit den Transportaufträgen ( $TDI_{msplTP}$ ), so sind bessere Entscheidungen aufgrund weniger Transportfahrten und mehr Mitnahmen möglich. Prinzipiell sind Integrationsansätze erfolgreich, weil sie durch die simultane Betrachtung von Transport- und Allokationsaufträgen Leerfahrten und Repositionierungen einsparen bzw. Mitnahmen und Umwege ermöglichen.

## Stochastische Planungssituation

Aufbauend auf die dynamisch-deterministische Entscheidungssituation befasst sich dieses Kapitel mit stochastischen Aufträgen (Huth und Mattfeld, 2008a). Die Anzahl der Aufträge und deren Pickup- bzw. Delivery-Orte werden jeweils vor der Tourenplanung einer Periode bekannt. Somit betrifft die Stochastik ausschließlich das taktische Transportmodell (vgl. Kapitel 5.3). Auf die Untersuchung des stückweise-linearen Kostenverlaufs im Rahmen des stochastischen SCP wird verzichtet, da sich das resultierende Transportmodell mit Recourse zu komplex für die Implementierung in CPLEX herausgestellt hat<sup>1</sup>. Weiterhin entspricht die *TDI* mit  $Modell_{msTP}^{tr}$  strukturell der *FI* mit  $Modell_{msTP}$  (vgl. S. 193). Dementsprechend sehe ich auch von der Betrachtung der *TDI* ab. Im Folgenden werden fünf Ansätze für das dynamisch-stochastischen SCP vorgestellt:

1. *Sequenzielle Planung*: Das Prinzip der Sequenziellen Planung ist die abwechselnde Ausführung von Tourenplanung und Allokation. Im deterministischen SCP konnte die Allokation einmalig zu Beginn der Planung bestimmt werden, da alle Aufträge bekannt waren. Da diese in Anzahl und Orten für zukünftige Perioden nun stochastisch vorliegen, wird die *SP* in Kapitel 7.2 mit einem einperiodigen Transportmodell implementiert.
2. *Funktionale Integration im Rahmen einer ex-post Analyse*: Ein Benchmark sei gegeben durch folgende Überlegung: Eine bestimmte Realisierung der stochastischen Variablen (Anzahl der Aufträge und ihrer Orte in allen Perioden) wird im Rahmen einer ex-post Analyse beobachtet. Anschließend greife ich in Kapitel 7.3 auf die bereits eingeführte Funktionale Integration zurück.
3. *Funktionale Integration mit Erwartungswerten*: Die einfachste Art der Prognose sind Erwartungswerte (vgl. Erwartungswertmodell auf S. 126). Diese werden in Kapitel 7.4 im unveränderten dynamisch-deterministischen Transportmodell im Rahmen der *FI* verwendet. Den periodenweise eintretenden Realisierungen

---

<sup>1</sup> Da keine großen Unterschiede zwischen der *FI* mit einfachem ( $Modell_{msTP}$ ) und stückweise-linearem Transportmodell ( $Modell_{msplTP}$ ) zu beobachten war (vgl. Kapitel 6.7.3), greife ich auch bei allen anderen *FI*-Planungsansätzen auf  $Modell_{msTP}$  zurück. Damit ist eine Vergleichbarkeit bezüglich der Leistungsfähigkeit des Transportmodells gewährleistet und die Auswirkungen der verwendeten Daten auf die Lösungsgüte des Gesamtproblems kann gemessen werden.

muss bei fehlerhafter Antizipation darüber hinaus durch kurzfristige Repositionierungen begegnet werden (statisch-deterministisches Transportmodell).

4. *Funktionale Integration mit Wahrscheinlichkeitsverteilungen:* Dieser Ansatz ist angelehnt an die in Kapitel 5.14.3 vorgestellte Technik der mehrstufigen Stochastischen Programmierung. Es wird durch das dynamisch-stochastische Transportmodell eine Lösung für die Allokationen dieser und der zukünftigen Perioden berechnet. Als stochastische Informationen gehen Wahrscheinlichkeitsverteilungen in diese Planung ein. Die weitere Vorgehensweise in Kapitel 7.5 entspricht der von Ansatz 3.
5. *Operationale Deep Integration:* Da die *ODI* keine mehrperiodigen Aspekte betrachtet, muss sie nicht an die stochastische Entscheidungssituation angepasst werden.

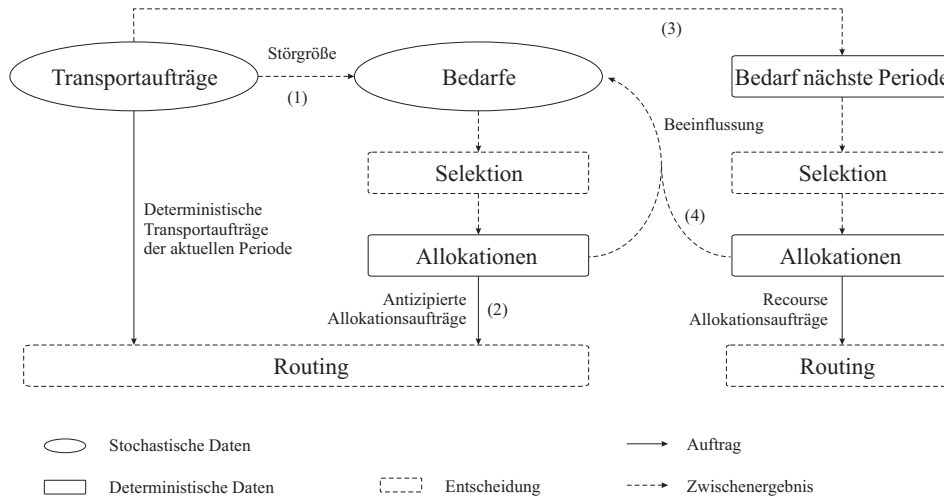
In Kapitel 7.1 möchte ich die Auswirkungen der Stochastik auf die Planungssituation am Beziehungsdiagramm der Funktionalen Integration erläutern und anschließend die Terminologie für die Struktur von Tourenplänen anpassen. Nach der detaillierten Vorstellung der Planungsansätze bereiten eine Übersicht und die Formulierung der Forschungsfragen in Kapitel 7.6 die anschließende rechnergestützte Studie in Kapitel 7.7 vor.

## 7.1 Veränderte Planungssituation

Stochastik im Rahmen des SCP bedeutet, dass Pickup-, Delivery-Hub und Anzahl der Aufträge zwischen diesen Hubs mit einer bekannten Wahrscheinlichkeitsverteilung vorliegen. Es wird angenommen, dass Aufträge der Folgeperiode bekannt werden, sobald die Tourenplanung beginnt. Für eine Periode liegen deterministische Daten vor und die Tourenplanung kann wie im vorangegangenen Kapitel durchgeführt werden. Die Selektion in der *ODI* kennt somit den Bedarf der Folgeperiode. Die Stochastik betrifft ausschließlich die dynamische Transportplanung. Es liegt die Problemstellung vor, wie sie bei der dynamisch-stochastischen Transportplanung in Kapitel 5.3.2 modelliert wurde.

### 7.1.1 Beziehungsdiagramm und die Anpassung von geplanten Allokationen

Analog zur deterministischen Planungssituation sind die vier Entscheidungen, Selektion von Quelle und Periode bei der Transportplanung und Zuordnung Auftrag-Fahrzeug und Reihenfolgeplanung bei der Tourenplanung weiterhin zu treffen. Allerdings führt die Stochastik dazu, dass ein erzeugter Plan für die Allokation unzulässig werden kann. Für die Planung muss eine bestimmte Realisierung der genannten stochastischen Daten angenommen werden. Dies geschieht durch die Annahme eines Erwartungswerts (Erwartungswertmodell) oder durch das Modell selbst (Stochastische Programmierung). Tritt diese Realisierung nicht wie antizipiert ein, so sind zu viele oder zu wenige leere Wechselcontainer bereitgestellt worden. Eine Anpassungsmaßnahme wird notwendig, die ich im Folgenden als



**Abb. 7.1.** Beziehungsdiagramm für das SCP bei der Funktionalen Integration und stochastischen Aufträgen

Recourse Allokation bezeichne. Für das Beziehungsdiagramm der Funktionalen Integration ergibt sich Abbildung 7.1.

Im Vergleich zur deterministischen Planung zeigen sich zahlreiche Änderungen. Die Daten über die Aufträge sind nun für alle Perioden außer der aktuellen stochastisch. Sie werden in der Terminologie des Regelkreises als Störgrößen (Pfeil 1) bezeichnet. Die deterministischen Transportaufträge gehen weiterhin jede Periode in das Routing ein. Zusätzlich kommen in der Funktionalen Integration die Allokationsaufträge hinzu, die durch ein Erwartungswertmodell oder ein dynamisch-stochastisches Transportmodell ermittelt worden sind. Diese bezeichne ich als antizipierte Allokationen (Pfeil 2). Es findet wiederum eine Beeinflussung der zukünftigen Bedarfe statt. Nach der Ausführung der Routen stellt sich eventuell heraus, dass die Antizipation fehlerhaft war. Erneut werden die Bedarfe ermittelt (Pfeil 3). Diesmal jedoch lediglich für die nächste Periode, wodurch diese deterministisch vorliegen. Die Selektionsentscheidung beeinflusst die zukünftigen Bedarfe (Pfeil 4) und es folgt das Routing der Recourse Allokationsaufträge.

### 7.1.2 Struktur von Tourenplänen bei Stochastik

Es kommt die in Kapitel 5.3.2 ab Seite 152 beschriebene Stochastische Programmierung zum Einsatz. Wegen der Modellierung als mehrstufiges Stochastisches Programm mit Recourse ist es sinnvoll, die zurückgelegten Teilstrecken in Analogie zu Tabelle 6.1 weiter zu unterscheiden. Dies geschieht in Tabelle 7.1.

Einerseits können Allokationen weiterhin durchgeführt werden, wie durch die Lösung des Transportmodells vorgegeben. Diese nenne ich nun antizipierte Allokationen, da sie über den Ansatz der Funktionalen Integration in der Tourenplanung bereits vorweggenommen werden können. Solche Allokationsaufträge sind in Tabelle 7.1 mit dem Zusatz (antizipiert) gekennzeichnet und kursiv hervorgehoben. Im stochastischen Transportmodell sind dies die Transportflüsse  $w_{ij}^t$ . Andererseits sind die Ergebnisse des Transportmodells nicht immer ohne Anpassun-

**Tabelle 7.1.** Bezeichnung von Strecken abhängig vom transportierten Wechselcontainertyp

Wechselcontainer auf Lkw		Streckentyp
Fahrzeug	Anhänger	
voll	-	Transport
voll	voll	Transport
-	-	Repositionierung
voll	<i>leer (antizipiert)</i>	<i>Mitnahme</i>
<i>leer (antizipiert)</i>	-	<i>Antizipierte Allokation</i>
<i>leer (antizipiert)</i>	<i>leer (antizipiert)</i>	<i>Antizipierte Allokation</i>
leer	-	Recourse Allokation
leer	leer	Recourse Allokation

gen durchführbar. Realisierungen der stochastischen Variablen führen dazu, dass die Transportflüsse „repariert“ werden müssen. Im stochastischen Transportmodell entspricht das den Recourseflüssen  $v_{ijs}^t$  für eine Realisierung  $s$ . In Anlehnung an diese Bezeichnung nenne ich Teilstrecken mit solchen Aufträgen Recourse Allokationen. Es sei darauf hingewiesen, dass planungsbedingt bei Mitnahmen ausschließlich antizipierte Allokationsaufträge möglich sind.

## 7.2 Sequenzielle Planung mit stochastischen Aufträgen

Im Gegensatz zur Sequenziellen Planung mit deterministischen Daten liegen zu Beginn des Planungshorizonts nicht alle Aufträge mit Sicherheit vor. Dies hat zur Folge, dass ein Gesamtmodell für die Allokation nicht formuliert werden kann. Stattdessen bilden mehrere einperiodige Transportmodelle dieses Problem ab. Durch die zeitliche Dekomposition verliert man jedoch die Garantie für eine optimale Lösung des Teilproblems Allokation im SCP. Ich greife auf *Modell<sub>pITP</sub>* aus Kapitel 5.11 mit entsprechenden Anpassungen für das SCP zurück. Es stehen für die Transportaufträge der ersten Periode ausreichend leere Wechselcontainer zur Verfügung. Eine initiale Allokation ist daher nicht notwendig.

Die Umsetzung des Ansatzes geschieht analog zur deterministischen Planungssituation. Allerdings muss das Gesamtmodell für die Allokation aufgegeben und ein statisches Transportproblem für jede Periode gelöst werden. Dies geschieht in Zeile 8 von Algorithmus 11.

Bis auf diese Änderung bleibt der Algorithmus gegenüber der deterministischen *SP* (Algorithmus 7 auf Seite 174) unverändert. Eine Startlösung für die Tourenplanung wird erstellt (Zeile 3), diese anschließend mit der LNS verbessert (Zeile 4) und gemäß den Transportaufträgen werden die Wechselcontainer in ihren Positionen angepasst (Zeile 5). Danach folgt die Allokation. Die Quellen für den Bedarf an leeren Wechselcontainern in der nächsten Periode werden bestimmt (Zeilen 8



**Algorithmus 11** Sequenzielle Planung bei stochastischen Aufträgen

---

```

1: for all period do
2:   //Transport
3:   Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $TR$ )
4:   Lösung  $s_{best}$  = LNS()
5:   Update_Wechselcontainer( $TR$ )
6:   //Nun werden die Aufträge für die nächste Periode bekannt
7:   //Allokation
8:   Lösung  $s_{plTP}$  = Löse  $Modell_{plTP}$  mit CPLEX
9:    $AR$  = Generiere_Allokationsaufträge(period,  $s_{plTP}$ )
10:  Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $AR$ )
11:  Lösung  $s_{best}$  = LNS()
12:  Update_Wechselcontainer( $AR$ )
13: end for

```

---

und 9), daraus ein erster Tourenplan konstruiert (Zeile 10), verbessert (Zeile 11) und anschließend die Positionen gemäß den Allokationen angepasst (Zeile 12). Für die nächste Periode stehen damit genügend leere Wechselcontainer bereit.

### 7.3 Funktionale Integration mit deterministischen Aufträgen

Wie bereits eingeführt, nehme ich in dieser Planungssituation an, dass alle (stochastischen) Aufträge bekannt sind. Dies entspricht einer ex-post Analyse, wie sie z.B. in den Beiträgen zur Competitive Analysis von Krumke (2001); Jaillet und Wagner (2004, 2006); Angelelli et al. (2007) vorgeschlagen wird. Gegenüber der dynamisch-deterministischen Planungssituation sind demzufolge keine Anpassungen notwendig. So formuliere ich 1) das Gesamtmodell für die Allokation und 2) für jede Periode das Tourenplanungsmodell. Die Implementierung dieses Schemas in Algorithmus 12 unterscheidet sich nicht von Algorithmus 8. In Zeile 1 weise ich zusätzlich darauf hin, dass alle Aufträge bekannt sind.

**Algorithmus 12** Funktionale Integration mit deterministischen Aufträgen

---

```

1: //Nimm alle  $TR$  als bekannt an!
2: Lösung  $s_{msTP}$  = Löse  $Modell_{msTP}$  mit CPLEX
3: for all period do
4:    $TR = TR +$  Generiere_Allokationsaufträge(period,  $s_{msTP}$ )
5:   Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $TR$ )
6:   Lösung  $s_{best}$  = LNS()
7:   Update_Wechselcontainer( $TR$ )
8: end for

```

---

## 7.4 Funktionale Integration und das Erwartungswertmodell

Der Erwartungswert wird ausgedrückt durch die mit den Wahrscheinlichkeiten  $p_{js}$  gewichtete Summe der Realisierungen  $s$  an Knoten  $j$  der stochastischen Variable  $\beta$ . Der diskrete Bedarf an leeren Wechselcontainern bei einer bestimmten Realisierung  $s$  sei  $b_s$ :

$$E(\beta) = \sum_{s \in S} p_{js} b_s \quad \forall j \in N.$$

Beispielsweise seien drei Realisierungen in Knoten  $j$  möglich, ein Bedarf von sechs ( $b_1 = 6$ ), acht ( $b_2 = 8$ ) bzw. zwei ( $b_3 = 2$ ) Wechselcontainern. Alle drei Realisierungen haben eine bestimmte Eintrittswahrscheinlichkeit:  $p_{j1} = 0,4$ ,  $p_{j2} = 0,25$  bzw.  $p_{j3} = 0,35$ . Eine solche Verteilung lässt sich beispielsweise aus den Erfahrungen des Planers ableiten. Als Mittelwert ergibt sich  $6 \cdot 0,4 + 8 \cdot 0,25 + 2 \cdot 0,35 = 5,1$ , was einem durchschnittlichen Bedarf von 5,1 Wechselcontainern an diesem Knoten entspricht. Der ermittelte Erwartungswert liegt dem dynamisch-deterministischen Transportmodell  $Modell_{msTP}$  zugrunde. Wie bereits in Kapitel 5.1.4 erwähnt, führt die Verwendung des Erwartungswerts zu dem Problem, dass das Ergebnis nicht dem Erwartungswert der Zielgröße entspricht (Fallacy of Averages; vgl. S. 126). Auf Ebene des Transportproblems führt diese Herangehensweise dazu, dass zwei Transportmodelle benötigt werden. Im Beziehungsdiagramm in Abbildung 7.1 habe ich diese Herangehensweise bereits vorgedacht.

Das erste, dynamische Erwartungswertmodell  $Modell_{msTP}$  löst das Transportproblem mit den aus den Wahrscheinlichkeitsverteilungen ermittelten Erwartungswerten. Anschließend fließen die Allokationsaufträge in das Tourenplanungsmodell  $Modell_{GPDp}$  ein. Das zweite, statische Transportmodell  $Modell_{plTP}$ , repariert die Lösung, sollten mehr leere Wechselcontainer in der nächsten Periode benötigt werden als durch den Erwartungswert angenommen. Es sei darauf hingewiesen, dass die Aufträge der Folgeperiode erst zu Beginn der Tourenplanung bekannt werden und demzufolge danach  $Modell_{plTP}$  die notwendigen Allokationen (Recourseflüsse) ermittelt.

Die Verwendung stochastischer Informationen hat einen großen Einfluss auf den Algorithmus. Zusätzlich zu Algorithmus 8 für die dynamisch-deterministische  $FI$  müssen die Erwartungswerte bestimmt und falsch umgesetzte Lösungen repariert werden. Algorithmus 13 hebt die neuen Schritte fett gedruckt hervor.

Zuerst werden die Erwartungswerte aller Aufträge  $TR_{exp}$  in allen Perioden bestimmt (Zeile 1). Daraufhin ermittelt CPLEX mit  $Modell_{msTP}$  die Lösung des Erwartungswertmodells (Zeile 2). Diese wird periodenweise umgesetzt (Zeilen 4 bis 7). Nun nehmen die stochastischen Variablen dieser Periode bestimmte Werte an und die umgesetzte Allokationslösung kann dadurch ungültig werden. Eine weitere Allokation wird dann notwendig. Diese stellt, wie bereits bei der Sequenziellen Planung,  $Modell_{plTP}$  zur Verfügung (Zeile 10). Die Operationalisierung übernimmt wiederum die Tourenplanung (Zeilen 11 bis 14).

**Algorithmus 13** Funktionale Integration mit Erwartungswerten

---

```

1:  $TR_{exp} = \text{Bestimme\_Erwartungswerte}(TR)$ 
2: Lösung  $s_{msTP} = \text{Löse } Modell_{msTP}$  mit CPLEX
3: for all  $period$  do
4:    $TR = TR + \text{Generiere\_Allokationsaufträge}(period, s_{msTP})$ 
5:   Lösung  $s = \text{Erstelle\_Startlösung}(period, TR)$ 
6:   Lösung  $s_{best} = \text{LNS}()$ 
7:    $\text{Update\_Wechselcontainer}(TR)$ 
8:   //Nun werden die Aufträge für die nächste Periode bekannt!
9:   //Allokation (Lösung Erwartungswertmodell  $Modell_{msTP}$  reparieren)
10:  Lösung  $s_{plTP} = \text{Löse } Modell_{plTP}$  mit CPLEX
11:   $AR = \text{Generiere\_Allokationsaufträge}(period, s_{plTP})$ 
12:  Lösung  $s = \text{Erstelle\_Startlösung}(period, AR)$ 
13:  Lösung  $s_{best} = \text{LNS}()$ 
14:   $\text{Update\_Wechselcontainer}(AR)$ 
15: end for

```

---

## 7.5 Funktionale Integration rollierend mit stochastischen Aufträgen

Dieser Planungsansatz nutzt Wahrscheinlichkeitsverteilungen für die stochastischen Variablen im Transportmodell. Damit wird das Risiko bezüglich der Aufträge durch detaillierte Daten abgebildet. Aufbauend auf die Kapitel 5.3 und 5.4 werden im Folgenden die sich daraus ergebenden Konsequenzen für die Funktionale Integration erläutert.

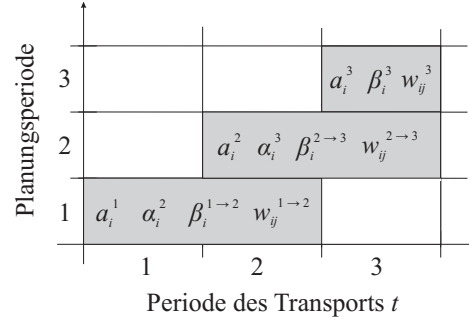
### 7.5.1 Aspekte der Modellierung

Die Verwendung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen anstatt Erwartungswerten führt zu einer wesentlich komplexeren Modellformulierung (Williams, 1999, S. 126ff.); (Kall und Wallace, 1994, S. 13). Eine Reduzierung der Problemgröße und vereinfachende Annahmen ermöglichen die Formulierung von  $Modell_{msTP}$  gemäß Kapitel 5.3.2. So seien im Folgenden die Wahrscheinlichkeitsverteilungen bekannt und diskret. Unglücklicherweise ist die Größe des Szenariobaums mit  $S^T$  bei entsprechender Anzahl an Realisierungen in der Menge  $S$  und Perioden  $T$  weiterhin sehr groß. Für die avisierte Problemgröße in der rechnergestützten Studie verfolge ich daher die Idee, über die Länge des antizipierten Planungszeitraums  $T$  eine Verkleinerung des Szenariobaums zu erreichen. Dies führt zum Konzept der rollierenden Planung, beschrieben in Kapitel 5.3.2.

Um dies zu veranschaulichen, greife ich auf das bekannte Beziehungsdigramm 7.1 zurück. Es wird kein Gesamtmodell für die Allokation formuliert, sondern für eine bestimmte Anzahl von Perioden  $ph$  der Bedarf zukünftiger Perioden berücksichtigt. Basierend auf den stochastischen Variablen für diese Perioden sei  $Modell_{msTP}$  das entsprechende mehrstufige Stochastische Programm mit Recourse. Anschließend fließt die Lösung als Menge an Allokationsaufträgen in die Tourenplanung der aktuellen Periode ein. Da die stochastischen Variablen andere Realisierungen annehmen können als durch  $Modell_{msTP}$  vorgesehen, kann sich

auch in diesem Planungsansatz die ermittelte Lösung als unzulässig herausstellen. Wiederum ist in diesem Fall die Formulierung eines statischen Transportmodells  $Modell_{plTP}$  und die anschließende Repositionierung leerer Wechselcontainer notwendig.

Die beschriebene Formulierung als mehrstufiges Recoursemodell mit rollierendem Planungshorizont (vgl. Kapitel 5.3.2 und Abbildung 5.14.3) veranschaulicht Abbildung 7.2. Weiterhin wird damit gleichzeitig die verwendete Notation eingeführt. Im Beispiel wird angenommen, dass das Transportmodell zwei Perioden



**Abb. 7.2.** Adaption der Rollierenden Planung für zwei antizipierte Planungsperioden

über Wahrscheinlichkeitsverteilungen antizipiert. Wenn wir uns am Anfang von Periode 1 befinden, ist das Angebot an leeren Wechselcontainern  $a_i^1$  bekannt. Der Bedarf dieser Periode  $\beta_i^1$  folgt einer bestimmten Verteilung, da die Transportaufträge der nächsten Periode mit Risiko behaftet sind. Weiterhin ist damit das Angebot der Folgeperiode  $\alpha_i^2$ , welches von der Entscheidung in dieser Periode und dem beobachteten Bedarf abhängt, nicht bekannt.

Für den Bedarf der Folgeperiode  $\beta_i^2$  gilt demzufolge:  $\beta_i^2$  ermittelt sich unter Berücksichtigung des

- Angebots in Periode 1 ( $a_i^1$ ),
- dem beobachteten Bedarf in Periode 1 ( $b_i^1$ ),
- der Entscheidung in Periode 1 und ( $w_i^1$ )
- dem sich daraus ergebenden Angebot in Periode 2 ( $a_i^2$ ).

Es sei auf das dynamische Grundmodell der Entscheidungsfindung in Kapitel 3.1.3 verwiesen. Die Planungsentscheidung besteht demnach darin, für diese Periode simultan eine Entscheidung bezüglich der Flussvariablen  $w_{ij}^1$  und  $w_{ij}^2$  bzw. für die Recourseflüsse  $v_{ijs}^1$  und  $v_{ijs}^2$  zu finden.

In einem nächsten Schritt wird der Planungshorizont verschoben, wir befinden uns in Periode 2, und die Situation stellt sich analog zur eben geschilderten Situation dar. Zu beachten ist, dass das Angebot an leeren Wechselcontainern aktualisiert wurde und nun ausgehend von einem deterministischen Angebot  $a_i^2$  die weitere Planung stattfindet.

### 7.5.2 Implementierung

Die beschriebene Planungssituation erfordert,  $Modell_{smsTP}$  in jeder Periode erneut auszuführen. Algorithmus 14 ermittelt abhängig vom gewählten Planungshorizont  $ph$  in Zeile 2 dafür die entsprechenden Verteilungen. Ausgehend von der aktuellen Periode, die zukünftigen wahrscheinlichkeitsverteilten Bedarfe beachtend, wird nun das Allokationsproblem gelöst (Zeile 3 und aus dieser Lösung  $s_{smsTP}$  die Allokationsaufträge zu der Auftragsmenge  $TR$  in Zeile 4 hinzugefügt). Die Tourenplanung erstellt anschließend eine Lösung für die Transport- und Allokationsaufträge (Zeile 5 bis 7).

---

**Algorithmus 14** Funktionale Integration mit stochastischen Aufträgen und rollierendem Planungshorizont

---

```

1: for all period do
2:   Ermittle_Verteilungen(ph)
3:   Lösung  $s_{smsTP}$  = Löse  $Modell_{smsTP}$  mit CPLEX
4:    $TR = TR +$  Generiere_Allokationsaufträge(period,  $s_{smsTP}$ )
5:   Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $TR$ )
6:   Lösung  $s_{best}$  = LNS()
7:   Update_Wechselcontainer( $TR$ )
8:   //Nun werden die Aufträge für die nächste Periode bekannt!
9:   //Allokation (Lösung  $Modell_{smsTP}$  reparieren)
10:  Lösung  $s_{plTP}$  = Löse  $Modell_{plTP}$  mit CPLEX
11:   $AR =$  Generiere_Allokationsaufträge(period,  $s_{plTP}$ )
12:  Lösung  $s$  = Erstelle_Startlösung(period,  $AR$ )
13:  Lösung  $s_{best}$  = LNS()
14:  Update_Wechselcontainer( $AR$ )
15: end for

```

---

Wie im *FI*-Algorithmus mit Erwartungswertmodell müssen ggf. weitere Wechselcontainer repositioniert werden. Dies geschieht wiederum nach erfolgter Realisierung der stochastischen Variablen durch das statische Transportmodell  $Modell_{plTP}$ . Die Zeilen 10 bis 14 übernehme ich daher unverändert aus Algorithmus 13.

## 7.6 Zusammenfassung und Diskussion

### *Zusammenfassung der Planungsansätze*

Tabelle 7.2 fasst alle untersuchten Planungsansätze für die dynamisch-stochastische Entscheidungssituation zusammen (im Weiteren auch als stochastische Planungsansätze bezeichnet). Durch die Stochastik ist eine zusätzliche Planungsaufgabe entstanden: Die Ermittlung von Recourseflüssen zur Reparatur unzulässiger Selektionen. Damit zerfällt die Allokationsentscheidung bei *FI* in zwei Teilentscheidungen. Tabelle 7.2 stellt von der Selektion der Quelle über das Routing bis zu den Recourseentscheidungen zeitlich nacheinander abfolgende Entscheidungen dar. Den Ansätzen wurden zur besseren Unterscheidung von denen der dynamisch-deterministischen Planung ein „s“ für stochastisch vorangestellt.

**Tabelle 7.2.** Stochastische Planungsansätze im Vergleich

Planungsansatz	Selektion der Quelle	Routing	Recourse
$s - SP_{plTP}$		$Modell_{GPD P}$	$Modell_{plTP+GPD P}$
$s - FI_{msTP}^{exp}$	$Modell_{msTP}$	$Modell_{GPD P}$	$Modell_{plTP+GPD P}$
$s - FI_{msTP}^{knw}$	$Modell_{msTP}$	$Modell_{GPD P}$	-
$s - FI_{smsTP}^{roll}$	$Modell_{smsTP}$	$Modell_{GPD P}$	$Modell_{plTP+GPD P}$
$s - ODI$		$Modell_{GPD P}^{Deep}$	

### Besonderheit bei der Allokationsentscheidung

Die Allokationsentscheidungen, antizipierend und reparierend, stellen sich folgendermaßen dar:

- Antizipierende Allokationen werden von den dynamischen Transportmodellen  $Modell_{msTP}$  in  $s - FI_{msTP}^{exp}$  und  $s - FI_{msTP}^{knw}$  bzw.  $Modell_{smsTP}$  in  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  vorgegeben. Letzteres, das *mehrstufige stochastische Recoursemodell*, sieht bereits explizit Recourseflüsse (Reparatur des Ergebnisses) in der Zielfunktion vor (vgl. Seite 155):

$$\sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} w_{ij}^t + \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{s \in S} c_{ij} v_{ijs}^t p_{js}^t R \rightarrow \min!.$$

Abhängig von der Wahrscheinlichkeit  $p_{js}^t$ , mit der eine Realisierung eintritt, nimmt es diese Recourseflüsse in Kauf, falls das der Zielwertminimierung dient. Das *Erwartungswertmodell* aggregiert die Informationen aus den Wahrscheinlichkeitsverteilungen in einer reellwertigen Zahl. Auch dabei können unzulässige Allokationen auftreten.

- Recourse Allokationen sind notwendig, wenn unzulässige (zu viele oder zu wenige) Allokationsaufträge ermittelt wurden. Nach dem Routing werden die Aufträge (und damit die Bedarfe an leeren Wechselcontainern) der nächsten Periode geprüft.  $Modell_{plTP}$  generiert erst zu diesem Zeitpunkt die benötigten Allokationsaufträge (Recourseflüsse) und die Fehleinschätzungen von  $Modell_{msTP}^{exp}$  und  $Modell_{smsTP}^{roll}$  werden damit repariert. Der Ansatz  $s - FI_{msTP}^{knw}$  nimmt eine Sonderstellung ein, da hier eine ex-post Analyse vorliegt. Die Aufträge der nächsten Periode sind bekannt, bevor  $Modell_{msTP}$  das dynamisch-deterministische Allokationsproblem löst.

Die Operationale Deep Integration betrachtet die Allokationsaufträge lediglich einmal pro Periode. Da es sich um eine einperiodige Herangehensweise handelt, sind zum Zeitpunkt, wenn durch  $Modell_{GPD P}^{Deep}$  ein Tourenplan ermittelt wird, bereits die Aufträge der Folgeperiode bekannt. Es sind bezüglich der dynamisch-deterministischen Planungssituation demzufolge keine Änderungen in diesem Planungsansatz notwendig.  $s - ODI$  entspricht  $ODI$  aus Kapitel 6.5.

### Forschungsfragen

Die stochastische Planung betreffend ergeben sich aus der Konstellation von verschiedenen Planungsansätzen ( $s - SP$ ,  $s - FI$ ,  $ODI$ ), Transportmodellen

( $Modell_{plTP}$ ,  $Modell_{msTP}^{exp}$ ,  $Modell_{msTP}^{knw}$ ,  $Modell_{smsTP}$ ) und Parametervariationen (Netzwerkstrukturen, Verteilungen, Recourse Faktor, Planungshorizont) mehrere Fragen, die mit der rechnergestützten Studie beantwortet werden sollen.

1. *Nutzen der stochastischen Informationen:* Ich vergleiche A-priori-Planungsansätze, die stochastische Informationen in Form von Wahrscheinlichkeitsverteilungen ( $s - FI_{smsTP}^{roll}$ ) und Erwartungswerten ( $s - FI_{msTP}^{exp}$ ) nutzen mit solchen, die als Online-Strategie diese vernachlässigen ( $s - SP_{plTP}$ ,  $s - ODI$ ). *Welche Strategie bzw. welcher Planungsansatz innerhalb dieser Strategien ist erfolgreicher?* Weiterhin stellt sich die Frage: *Welchen Nutzen stiftet die Verwendung stochastischer Informationen im Vergleich zu dem dabei entstehenden Aufwand?* Mit der ex-post Analyse ( $s - FI_{msTP}^{knw}$ ) müssen sich alle Planungsansätze vergleichen.
2. *Parameter Recourse Faktor:* Im Rahmen des mehrstufigen stochastischen Recoursemodells in  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  gilt es zwei Parameter zu bestimmen. Der Recourse Faktor  $R$  steuert die Anzahl der Allokationsaufträge, die im Rahmen der  $FI$  antizipiert ( $w_{ij}^t$ ) oder in die Zukunft verschoben werden ( $v_{ijs}^t$ ). In dieser Studie kommt  $R$  keine explizite betriebswirtschaftliche Bedeutung, wie etwa Leasingkosten, zu. Auch in der Praxis ließe sich  $R$  häufig nur durch Erfahrungswerte des Planers quantifizieren. Somit zielt die Analyse von  $R$  auf die Steuerung der Antizipation von Allokationsaufträgen ab. Damit stellt sich die Frage: *Welcher Recourse Faktor bietet die beste Balance zwischen Antizipation und der Berücksichtigung sehr unwahrscheinlicher Aufträge durch hohe Recourse Faktoren?* und *Welche Rolle spielt dabei die Integration der Teilprobleme über die Einsteuerung der Allokationsaufträge durch  $Modell_{smsTP}$ ?* Aus der dynamisch-deterministischen Planung wissen wir, dass die Tourenplanung wegen realisierter Mitnahmeeffekte Allokationsaufträge effizient in Routen integrieren kann.  $R$  gibt mir die Möglichkeit, die Anzahl dieser antizipierten Allokationsaufträge zu steuern.
3. *Parameter Planungshorizont:* Der zweite Parameter betrifft den Planungshorizont, den  $Modell_{smsTP}$  betrachtet. Dieser wird bei der rollierenden Planung periodenweise weiter verschoben und ist ein Maß für die Vorausschau-Möglichkeiten des Modells. Er kann zwischen einer Periode (es findet keine vorausschauende Planung statt) und 20 Perioden (alle Perioden der Probleminstanzen werden betrachtet) variieren. In der Praxis handelt es sich meist um unendliche Planungshorizonte, was dieses Szenario hypothetisch macht. Genau hier möchte ich auch ansetzen. Es scheint nicht notwendig zu sein, sehr weit in die Zukunft zu blicken, da ferne Ereignisse weniger wichtig sind als naheliegende (vgl. Psaraftis (1988) und Kapitel 3.3.3). *Somit ist eine interessante Forschungsfrage, inwieweit die Vorausschau zu besseren Ergebnissen beiträgt.* Dabei ist zu bemerken, dass die darauf zu gebenden Antworten sehr stark von den beschriebenen Experimenten (Perioden insgesamt, Wahrscheinlichkeitsverteilungen, Struktur des Netzwerks, ...) und dem Zusammenspiel der beiden Teilprobleme abhängen. Ersterem begegne ich mit einer umfangreichen Parametrisierung der Experimente, die Verallgemeinerung auf andere Probleme bleibt im Rahmen der Studie zu diskutieren.

4. *FI und ODI - deterministisch vs. stochastisch*: Als vierte Frage stellt sich noch: *Verbessert sich die Integrationsstrategie FI gegenüber dem deterministischen Problem im Vergleich zur ODI?* Obwohl *ODI* keine zukünftigen Informationen zur Planung benutzt, erlangte sie bessere Resultate. Aus diesem Grund erwarte ich auch im stochastischen Problem eine Dominanz von *ODI*. Allerdings ist es vorstellbar, dass der Modellansatz über den Recourse Faktor eine Balance zwischen Allokation und Tourenplanung ermöglicht und somit die Funktionale Integration unterstützt. Ein Nachteil der *FI* war die Beeinflussung des Routingmodells durch das Transportmodell über die Bestimmung der Allokationsaufträge. Der Recourse Faktor ermöglicht es nun, weniger Allokationsaufträge zu erzeugen, was ein Vorteil für das Gesamtproblem sein kann. Diese Frage gilt es, in der Studie zu klären.

## 7.7 Experimentdesign und Auswertung der Ergebnisse

Die Aufgabe dieses Kapitels ist die Analyse der fünf Planungsansätze und die Diskussion der Forschungsfragen. Dazu stelle ich zuerst den Aufbau der Experimente in Kapitel 7.7.1 vor, der sich an die der deterministischen Planung anlehnt. Dem Leser wird so ein einfacher Einstieg in dieses Kapitel ermöglicht. Für den stochastischen Planungsansatz  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  gilt es zwei verschiedene Parameter zu bestimmen. Dies leistet Kapitel 7.7.2. Danach vergleiche ich  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  mit den anderen vier Planungsansätzen und ziehe Schlussfolgerungen bezüglich der Forschungsfragen. Eine Analyse des Laufzeitverhaltens aller Algorithmen schließt dieses Kapitel ab.

### 7.7.1 Experimentdesign

Die Experimente für die dynamisch-stochastische Planungssituation bauen ebenfalls auf die 25 Knoten Netzwerkstrukturen von Solomon auf (vgl. Abbildung 6.11). Das Auftreten der Pickup- und Delivery-Hubs folgt den vier vorgestellten Verteilungen in Kapitel 6.7.1. Zusätzlich kommt die Anzahl der Aufträge als explizite stochastische Größe hinzu. Es sei auf das Beispiel in Tabelle 7.3 verwiesen.

Bisher war es möglich, dass eine bestimmte Kombination von Pickup-Ort und Delivery-Ort theoretisch in allen Aufträgen einer Periode vorkommen konnte. Dies ist in der Spalte für deterministische Aufträge bei Pickup-Ort 1 und Delivery-Ort 2 mit 6 Aufträgen der Fall. In den stochastischen Instanzen gibt es dagegen drei mögliche Realisierungen einer solchen Kombination von Auftragsorten: 1, 2 oder 3 Aufträge respektive volle Wechselcontainer, zusammengefasst als Auftragsbündel, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit  $p_{js}$  auftreten. Jede dieser Realisierungen trete mit einer gleichverteilten Wahrscheinlichkeit auf. Bei 7 Auftragsbündeln ergeben sich somit durchschnittlich 14 Aufträge pro Periode. Die Anzahl der Perioden bleibt mit 20 Perioden gegenüber den deterministischen Instanzen gleich. Auch die Anzahl der anfangs verfügbaren leeren Wechselcontainer bleibt mit drei unverändert.



**Tabelle 7.3.** Mögliche Auftragslage im dynamisch-stochastischen SCP

Auftragsbündel	Deterministisch			Stochastisch			
	Pickup	Delivery	Anzahl	Pickup	Delivery	Anzahl	$p_{js}$
1	1	2	6	1	2	1	0,25
1	-	-	-	1	2	2	0,6
1	-	-	-	1	2	3	0,15
						1,9	1,0
2	1	3	0	1	3	1	0,3
2	-	-	-	1	3	2	0,3
2	-	-	-	1	3	3	0,4
						2,1	1,0
3	5	2	0	5	2	1	0,6
3	-	-	-	5	2	2	0,1
3	-	-	-	5	2	3	0,3
						1,7	1,0
Summe der Aufträge:			6	Summe der Aufträge:			5,7

### 7.7.2 Bestimmung der Parameter Planungshorizont und Recourse Faktor

In der Zielfunktion des dynamisch-stochastischen Transportmodells  $Modell_{smsTP}$  wurde der Recourse Faktor  $R$  für die Verschiebung eines Allokationsauftrags in die Zukunft eingeführt. Er bestimmt über die Zielfunktion, wie viele antizipierte Allokationen in der aktuellen Periode ( $w_{ij}^t$ ) und wie viele ggf. bei einer Realisierung  $s$  kurzfristig durchgeführt werden sollen ( $v_{ijs}^t$ ). Nehmen wir nochmals das Beispiel aus Tabelle 7.3 an. Es ist leicht zu sehen, dass mit 15% Wahrscheinlichkeit die Realisierung 3 für die Kombination Pickup-Ort 1 und Delivery-Ort 2 nicht die vorweggenommene Repositionierung eines leeren Wechselcontainers erfordert. Vielmehr würde man sich für die Repositionierung von zwei Wechselcontainern entscheiden. Dieser Fall tritt mit 85% Wahrscheinlichkeit ein. Die Repositionierung eines dritten Wechselcontainers, falls notwendig, würde kurzfristig organisiert werden.

Der Recourse Faktor  $R$  gibt demnach die Präferenz des Planers an, wie wichtig es ist, einen Wechselcontainer frühzeitig zu repositionieren. In der Praxis sind mit kurzfristigen Allokationen meist Strafkosten verbunden (z.B. Bereitstellung Fahrzeug, Ausleihen eines Wechselcontainers, etc.), die diesem Faktor eine *betriebswirtschaftliche Bedeutung* geben. Im SCP möchte ich solche Kosten vernachlässigen und das Augenmerk auf einen anderen Effekt richten, der mit diesem Parameter erreicht werden kann. Wir haben gesehen, dass im Rahmen von Integrationsansätzen Vorteile durch die gemeinsame Tourenplanung von Allokations- und Transportaufträgen zu beobachten sind. Da sich  $R$  direkt auf die antizipierten Allokationsaufträge auswirkt, hat man einen Parameter zur Verfügung, um den

*Grad der Integration* bei der Funktionalen Integration zu justieren. Somit ist es möglich, eventuelle Strafkosten in der Praxis den Einsparungen durch Integration gegenüberzustellen. In dieser Arbeit beschränke ich mich darauf, diesen Effekt prinzipiell nachzuweisen und zu analysieren.

### Parametrisierung

Als Erweiterung zum allgemeinen Experimentdesign (vgl. Kapitel 7.7.1) variere ich den Recourse Faktor mit einer Schrittweite von 0,2 zwischen 0,0 (keine Kosten) und 2,0 (doppelte Kosten gegenüber einer antizipierten Allokation). Weiterhin habe ich die Möglichkeit, den Planungshorizont im Rahmen der rollierenden Planung zwischen einer und fünf Perioden<sup>2</sup> zu variieren. Zusammenfassend ergeben sich die Experimente in Tabelle 7.4. Beide fett hervorgehobenen Dimensionen werden in den folgenden Abschnitten besprochen.

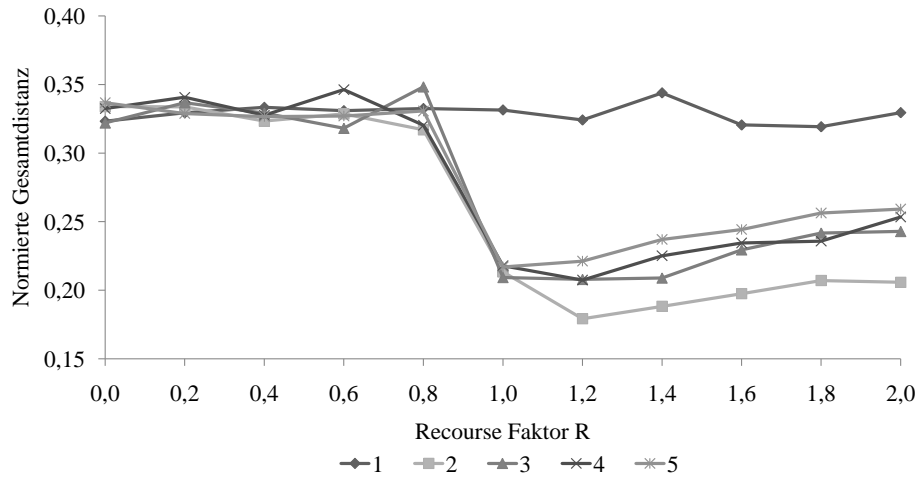
**Tabelle 7.4.** Aufbau der Experimente zur Bestimmung von Recourse Faktor und Planungshorizont bei  $s - FI_{smsTP}^{roll}$

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilungen	gleich, normal (-,ssd,cls)	4
<b>Planungshorizont <math>ph</math></b>	1; 2; 3; 4; 5	<b>5</b>
<b>Recourse Faktor <math>R</math></b>	0,0; 0,2; ...; 2,0	<b>11</b>
Durchläufe		10
Summe		6.600

### Einfluss des Planungshorizonts auf den optimalen Recourse Faktor

Es ist anzunehmen, dass Recourse Faktor  $R$  und Planungshorizont  $ph$  interdependente Größen darstellen. Werden bei rollierendem Planungshorizont zukünftige Perioden nicht antizipiert ( $ph = 1$ ), so besteht nicht die Möglichkeit, Allokationen zu verschieben. Dies sollte in den Tests erkennbar sein. Bei Experimenten mit  $ph > 1$  stellt sich die Frage, wie viele Perioden, und damit zukünftige Auftragssituationen, berücksichtigt werden sollten. Gesucht sind robuste Werte für  $ph$  und  $R$ , die bei allen Planungsansätzen gute Ergebnisse liefern. Die Gesamtdistanzen werden über alle Netzwerkstrukturen und Durchläufe gemittelt ( $6.600/30 = 220$  Gesamtdistanzen) und anschließend bezüglich jeder Verteilung normalisiert. So gehen alle Distanzen zu gleichem Gewicht in die Auswertung ein. Die Mittelwerte über die normierten Distanzen ergeben  $220/4 = 55$  Werte. Diagramm 7.3 stellt die normierten Gesamtdistanzen dar. Kleine Werte bedeuten geringere Gesamtdistanzen.

<sup>2</sup> Das ist die maximale Anzahl, um  $Modell_{smsTP}$  mit CPLEX noch in akzeptabler Zeit lösen zu können.



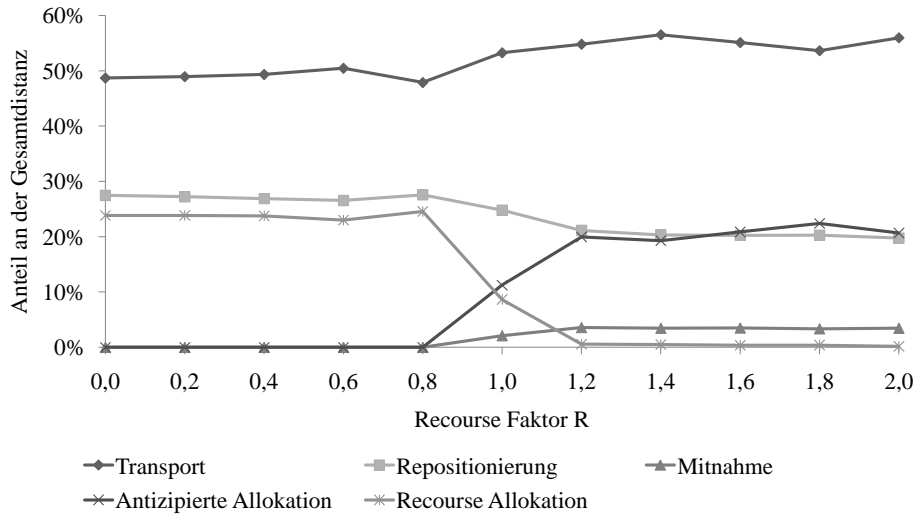
**Abb. 7.3.** Wahl des Recourse Faktors in Abhängigkeit vom Planungshorizont

Erwartungsgemäß haben unterschiedliche Recourse Faktoren  $R$  keinen Einfluss auf die Gesamtdistanz, falls nicht vorausschauend geplant wird. Bei  $ph = 1$  besteht die Möglichkeit des Aufschiebens von Allokationsaufträgen nicht. Weiterhin zeigt sich eine Auswirkung für  $ph > 1$ . Eine starke Verbesserung der Zielfunktionswerte bei  $R = 1,0$  ist zu verzeichnen. Darüber hinaus ist bei Distanzen mit  $ph = 2$  und  $ph = 3$  eine weitere Verbesserung der Zielfunktionswerte für  $R = 1,2$  beobachtbar. Bei größer werdenden Recourse Faktoren steigen die Distanzen wiederum sichtbar an. Der Grund für diesen Effekt ist durch eine Analyse der verschiedenen Streckentypen erklärbar, die im nächsten Abschnitt folgt. Da bereits erkennbar ist, dass der Recourse Faktor mit  $R = 1,2$  bei einem Planungshorizont von  $ph = 2$  die besten Ergebnisse erzielt, verwende ich für die nachfolgenden Analysen genau diese Parameterkonstellation.

Damit ist Forschungsfrage 2, der Einfluss des Planungshorizonts auf die Güte der Allokationslösung und damit auf die Gesamtlösung, beantwortet. Es ist festzuhalten, dass die Berücksichtigung von weit in der Zukunft liegenden Perioden für das Gesamtproblem von weit geringerer Bedeutung als die Berücksichtigung der Perioden in naher Zukunft ist. Die These von Psaraftis (1988) ist damit für das SCP bestätigt.

#### *Analyse der gefahrenen Teilstrecken bei unterschiedlichen Recourse Faktoren*

Die Ursachen für das Verhalten der Gesamtdistanz bei unterschiedlichen Recourse Faktoren  $R$  sind in der Integration der Allokationsaufträge und deren Einfluss auf die Tourenplanung zu finden. Beispielhaft möchte ich die Ergebnisse für normal verteilte Aufträge mit einem Planungshorizont von  $ph = 2$  vorstellen. Diese setzen sich aus den Mittelwerten der verschiedenen Streckentypen (vgl. Tabelle 7.1) zusammen. Aus den 3 Netzwerkstrukturen und 10 Durchläufen ergeben sich 30 Experimente pro Recourse Faktor. Diagramm 7.4 fasst die Ergebnisse zusammen.



**Abb. 7.4.** Analyse des Recourse Faktors bezüglich der Streckentypen bei einem Planungshorizont von zwei Perioden

Den größten Anteil an der Gesamtdistanz nimmt mit ca. 50% der Transport von Aufträgen ein. Repositionierungen nehmen bei einem Recourse Faktor von  $R > 1,0$  ab und bleiben bei  $R > 1,6$  nahezu konstant. Dieser Effekt hängt im Wesentlichen mit dem Vorhandensein einer großen Auswahl von Aufträgen für die Tourenplanung zusammen. Bei der Antizipation von Allokationsaufträgen durch die *FI* werden diese bei einem Recourse Faktor von  $R > 1,0$  durch  $Modell_{smsTP}$  zur Verfügung gestellt. Demzufolge steigt auch die Distanz der antizipierten Allokationen und der Mitnahmen. Bei kleineren Recourse Faktoren lohnt es sich für das Transportmodell diese Allokationen in zukünftige Perioden zu verschieben ( $v_{ijs}^t$  im zweiten Zielfunktionsterm in  $Modell_{smsTP}$ ). Da die Summe aus Repositionierungen, antizipierten Allokationen, Recourse Allokationen und Mitnahmen geringer wird, steigt relativ dazu natürlich der Anteil der Transporte an der Gesamtdistanz.

#### *Laufzeitverhalten*

Im Laufzeitverhalten der Algorithmen zeigen sich bezüglich Planungshorizont und Recourse Faktor mit der in Kapitel 6.7.2 beschriebenen Hard- und Softwareausstattung interessante Effekte. Die durchschnittlichen Laufzeiten fasst Tabelle 7.5 zusammen. Die LNS benötigt eine Rechenzeit von ca. 30 Sekunden für Instanzen mit 25 Aufträgen. Für die durchschnittlich 14 Transportaufträge (7 Auftragsbündel mit 1 bis 3 Transportaufträgen) in den stochastischen Instanzen inkl. der Lösung des stochastischen Transportmodells (Szenariobaum generieren, CPLEX aufrufen, Lösung ermitteln) benötigen die Planungsansätze zwischen 10 und 1.079 Sekunden.

Die wesentlichen Beiträge zur Laufzeit liefern die Ermittlung des optimalen Transportplans für die Teilaufgabe Allokation mit CPLEX und die Generierung von Tourenplänen durch die LNS abhängig von der Anzahl der Aufträge. Nen-

**Tabelle 7.5.** Durchschnittliche Laufzeiten über alle Verteilungen bei unterschiedlichen Recourse Faktoren in Sekunden (davon CPLEX)

$R$	Planungshorizont $ph$				
	1	2	3	4	5
0.0	10 (0)	12 (0)	20 (0)	58 (40)	166 (146)
0.2	10 (0)	12 (0)	20 (0)	47 (28)	159 (138)
0.4	10 (0)	13 (0)	20 (0)	48 (28)	161 (140)
0.6	10 (0)	13 (0)	21 (0)	47 (29)	169 (148)
0.8	10 (0)	13 (0)	19 (0)	49 (30)	175 (155)
1.0	10 (0)	28 (0)	44 (0)	76 (31)	200 (155)
1.2	10 (0)	48 (0)	64 (0)	96 (31)	220 (161)
1.4	10 (0)	53 (0)	69 (0)	100 (31)	228 (159)
1.6	11 (0)	54 (0)	72 (0)	101 (31)	238 (167)
1.8	11 (0)	58 (0)	74 (0)	104 (31)	240 (163)
2.0	11 (0)	60 (0)	74 (0)	105 (31)	242 (167)
NB	-	160	550	1.700	9.700
VAR	-	1.480	5.350	15.500	84.800

nenswerte Rechenzeiten ergebend sich für CPLEX erst ab  $ph = 4$ . Die Rechenzeit für die Recourse Allokationen inkl. Verbesserung durch LNS ist vernachlässigbar.

Bei  $ph = 1$  gibt es kein stochastisches Transportmodell zu lösen, somit benötigt die Tourenplanung für 14 Aufträge ca. 10 Sekunden pro Problemistanz. Dies umfasst alle 250 Iterationen der LNS in jeder der 20 Perioden. Die weiteren Steigerungen der Rechenzeiten sind auf den vergrößerten Auftragspool bei vielen Allokationsaufträgen und CPLEX bei  $p > 3$  zurückzuführen. Bei den Laufzeiten ist zu beachten, dass im rollierenden Planungshorizont  $Modell_{smsTP}^{roll}$  in jeder Periode erneut gelöst wird. Damit muss CPLEX pro Durchlauf 20 Transportprobleme berechnen. Der Wert in Klammern gibt den Anteil der Rechenzeit an, den CPLEX benötigt. Dieser steigt offensichtlich mit zunehmender Größe des Planungshorizonts und des Recourse Faktor, was sich folgendermaßen erklären lässt.

Das dynamisch-stochastische Transportmodell baut auf der Formulierung eines Szenariobaums auf, dessen Größe von der Anzahl der Realisierungen und den Planungsperioden abhängt. Die Realisierungen wurden auf drei pro Auftrag und Periode beschränkt. Damit wächst der Szenariobaum mit  $3^T$  und das durch CPLEX reduzierte Transportmodell mit fünf Perioden hat ca. 9.700 Nebenbedingungen und 84.800 Variablen. Im Tabellenfuß 7.5 ist die Entwicklung der Nebenbedingungen (NB) und Variablen (VAR) des stochastischen Transportmodells im Mittel über Netzwerkstruktur, Auftragslage, Recourse Faktor und Durchläufe angegeben. Bei näherer Betrachtung der Anteile von CPLEX an der gesamten Rechenzeit fällt auf, dass die Rechenzeit mit kleiner werdendem Recourse Faktor steigt. Die Berechnung

des Tradeoff zwischen Antizipation und Aufschieben einer Allokationsentscheidung stellt für CPLEX demnach eine Herausforderung dar.

Eine weitere Beobachtung kann bezüglich der Laufzeit bei verschiedenen Recourse Faktoren gemacht werden. Dazu verweise ich auf Diagramm 7.5, welches für  $ph = 2$  die Laufzeiten pro Recourse Faktor und Auftragsverteilung abgebildet. Ab einem Recourse Faktor von 1,0 werden die Antizipation von Allokationen relevant und die Rechenzeiten steigen degressiv um ca. 450% an. Dies ist allein auf die LNS zurückzuführen, da CPLEX für diese Instanzen keine nennenswerte Rechenzeit benötigt. Aufgrund der zusätzlichen Allokationsaufträge bei der  $FI$  benötigen die Operatoren der LNS mehr Rechenzeit für die nun mehr Aufträge umfassende Tourenplanung. Die Laufzeiten sind mit 10 bis 242 Sekunden vertretbar. Einzig bei den Instanzen mit  $ph = 5$  und  $R = 0,0$  benötigt CPLEX vergleichsweise lange Rechenzeiten, um die Optimalität der Lösung nachzuweisen.

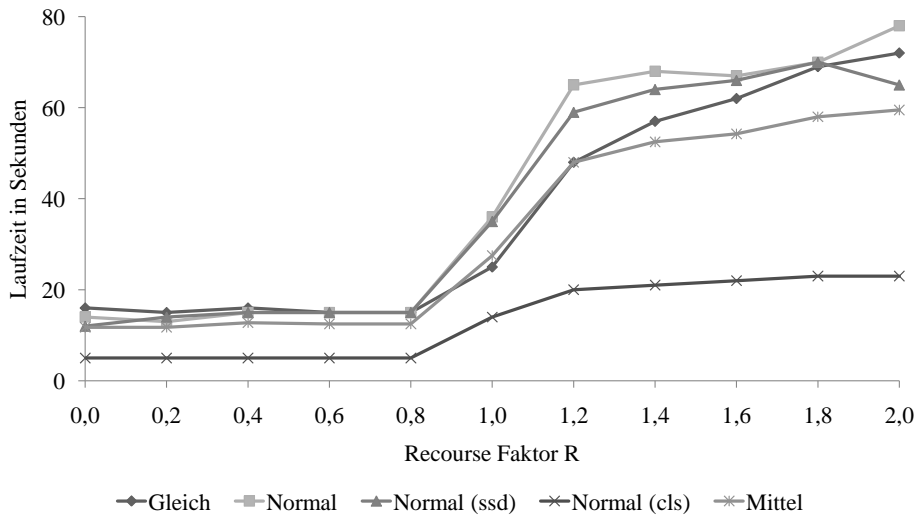


Abb. 7.5. Durchschnittliche Laufzeiten für verschiedene Auftragsverteilungen und Recourse Faktoren bei  $ph = 2$

### 7.7.3 Vergleich der Planungsansätze

#### Parametrisierung

Die Parameter für die Stochastische Programmierung ( $Modell_{smsTP}^{roll}; s - FI_{smsTP}^{roll}$ ) sind in den vorangegangenen Abschnitten festgelegt worden. In diesem Kapitel möchte ich nun den Vergleich mit der Sequenziellen Planung  $s - SP_{plTP}$ , dem Erwartungswertmodell  $FI s - FI_{msTP}^{exp}$ , einer ex-post Analyse  $s - FI_{msTP}^{knw}$  und der Operationalen Deep Integration  $s - ODI$  durchführen. Tabelle 7.6 beschreibt den experimentellen Aufbau dafür.

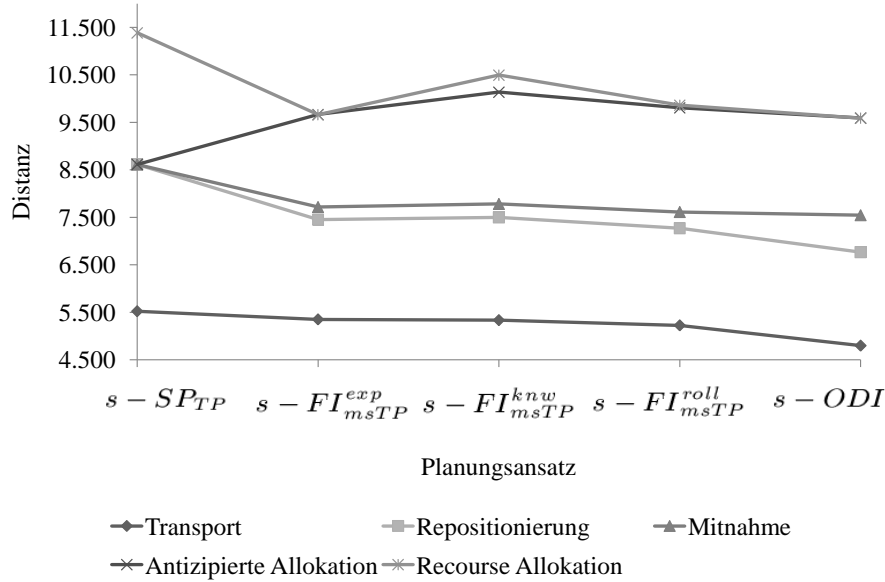
#### Analyse der Planungsansätze

Ich möchte zuerst beispielhaft auf die normal verteilten Probleminstanzen eingehen. Diese umfassen die drei Netzwerkstrukturen und zehn Durchläufe. Aus diesen

**Tabelle 7.6.** Aufbau der Experimente für den Vergleich der stochastischen Planungsansätze

Parameter	Ausprägungen	Anzahl
Netzwerkstrukturen	R101, C101, RC101	3
Verteilungen	gleich, normal (-,ssd,cls)	4
<b>Planungsansätze</b>	$s - SP_{plTP}$ ; $s - FI_{msTP}^{exp}$ ; $s - FI_{msTP}^{knw}$ ; $s - FI_{msTP}^{roll}$ ; $s - ODI$	<b>5</b>
Durchläufe		10
Summe		600

30 Werten ermittelt sich der Mittelwert der Distanzen für die fünf Planungsansätze. Die Distanzen werden wiederum eingeteilt in die Streckentypen Transport, Repositionierung, Mitnahme, antizipierte Allokationen und Recourse Allokationen. Diese sind in Abbildung 7.6 dargestellt.

**Abb. 7.6.** Vergleich der Planungsansätze bei normal verteilten stochastischen Aufträgen

Aufgetragen sind auf der Ordinate die fünf Planungsansätze und auf der Abszisse die Distanzen. Es ist zu beachten, dass die Distanzen erst ab 5.000 Einheiten und die einzelnen Werte gestapelt dargestellt sind. Die erwartete Überlegenheit des ex-post Benchmarks  $s - FI_{msTP}^{knw}$  ist zu beobachten. Allerdings ist der Unterschied in der Gesamtdistanz gegenüber der Stochastischen Programmierung mit rollierendem Planungshorizont  $s - FI_{msTP}^{roll}$  mit 10.408 zu 10.650 Einheiten gering. Beide Ansätze sind besser als das Erwartungswertmodell  $s - FI_{msTP}^{exp}$  und dieses ist wiederum der Sequenziellen Planung  $s - SP_{plTP}$  mit statischem Transportmodell deutlich überlegen. Hervorzuheben ist die gute Lösungsqualität der Operationalen

Deep Integration  $s - ODI$  mit 9.782 Einheiten. Bezogen auf die Gesamtdistanz stelle ich folgende Reihenfolge fest:

$$s - SP_{plTP} > s - FI_{msTP}^{exp} > s - FI_{msTP}^{roll} > s - FI_{msTP}^{kwn} > s - ODI$$

mit

$$100\% > 88,4\% > 85,0\% > 82,2\% > 79,4\%.$$

Der Transport macht den größten Teil der Gesamtdistanz aus. Abhängig von Planungsansatz und Verteilungen sind es durchschnittlich 56%, danach folgt die Repositionierung mit ca. 25%. Alle anderen Streckentypen sind stark abhängig vom verwendeten Planungsansatz. Diese Effekte möchte ich nun interpretieren. Folgende Streckentypen können methodenbedingt nicht auftreten:

- $s - SP_{plTP}$ : Bei der Sequenziellen Planung können wegen der fehlenden Integration lediglich drei Streckentypen auftreten. Mitnahmen und die Antizipation von Allokationen sind nicht möglich.
- $s - FI_{msTP}^{kwn}$ : Beim ex-post Benchmark treten keine Recourse Allokationen auf, da alle Bedarfe vor der Planung als bekannt angenommen wurden.
- $s - ODI$ : Bei der Operationalen Deep Integration treten keine Recourse Allokationen auf, da jeweils eine Periode mit bekannten Bedarfen der nächsten Periode betrachtet wird.

Gegenüber der Sequenziellen Planung werden bei allen Ansätzen weniger Transportfahrten durchgeführt. Die Integration von Transport- und Allokationsaufträgen führt zu *Mitnahmeeffekten*. Eine bedeutendere Änderung in der Struktur der Teilstrecken wird durch die *Antizipation von Allokationsaufträgen* hervorgerufen. Beispielhaft beziehe ich mich im Weiteren auf die normal verteilten Auftragsorte. Während bei  $s - SP_{plTP}$  noch 2.773 Einheiten leere Wechselcontainer gefahren werden, sind es bei den Ansätzen der  $FI$  nur noch zwischen 1.946 und 2.352 Einheiten. Zusätzlich verkürzen sich die *Repositionierungsfahrten* der Fahrzeuge von 3.090 auf 2.044 bis 2.162 Einheiten. Dies wird erreicht, weil die Tourenplanung durch  $Modell_{GPD}$  aus dem größeren Auftragspool effizientere Touren zusammenstellen kann (Economies of Density). Durch die Antizipation von Allokationen kann auch weitestgehend auf recourse Aktionen verzichtet werden. Der Planungsansatz  $s - FI_{msTP}^{kwn}$  benötigt diese wegen der ex-post Betrachtung gar nicht, die Verwendung von Erwartungswerten mit 360 Einheiten Recourse Allokationen bezogen auf 2.352 antizipierte Allokationen ist bereits sehr erfolgreich. Besser noch funktioniert die rollierende Planung mit 49 zu 2.193 Einheiten. Ein Grund dafür ist, dass in jeder Periode erneut geplant wird und so aktualisiert  $s - FI_{msTP}^{roll}$  ständig den Bestand an leeren Wechselcontainern in den Hubs, was zu qualitativ hochwertigen Allokationslösungen führt.

$s - ODI$  hingegen kann eine über eine Periode hinausgehende Nachfrage nach leeren Wechselcontainern nicht berücksichtigen. Die Stärke dieses Ansatzes liegt in der integrierten Tourenplanung durch  $Modell_{GPD}^{Deep}$ . Dies führt vermehrt zu Mitnahmen. Es treten weiterhin mit 1.844 Einheiten weniger Repositionierungsfahrten als bei den anderen Integrationsansätzen auf. Dies lässt sich wie bei der deterministischen Planung mit besseren Routenplänen durch  $Modell_{GPD}^{Deep}$  erklären. Dieser Eindruck relativiert sich allerdings, wenn man die mit 2.487 Einheiten



**Tabelle 7.7.** Vergleich der Planungsansätze für das dynamisch-stochastische SCP

Teilstrecke	$s - SP_{p TP}$	$s - FI_{msTP}^{knw}$	$s - FI_{msTP}^{exp}$	$s - FI_{msTP}^{roll}$	$s - ODI$
Gleichverteilung					
Transport	5.927	5.813	5.807	5.800	5.540
Repositionierung	2.386	2.358	2.389	2.355	2.257
Mitnahme	0	144	156	201	366
Antizip. Allokation	0	397	413	594	557
Recourse Allokation	516	0	199	19	0
<b>Summe</b>	8.829	8.712	8.964	8.969	8.720
Veränderung gegenüber SP		-1,3%	+1,5%	+1,6%	-1,2%
Normalverteilung					
Transport	5.523	5.352	5.336	5.226	4.800
Repositionierung	3.090	2.099	2.162	2.044	1.844
Mitnahme	0	268	286	344	798
Antizip. Allokation	0	1.946	2.352	2.193	2.487
Recourse Allokation	2.773	0	360	49	0
<b>Summe</b>	11.386	9.665	10.496	9.863	9.929
Veränderung gegenüber SP		-15,1%	-7,8%	-14,4%	-12,8%
Normalverteilung (ssd)					
Transport	5.843	5.649	5.651	5.601	5.169
Repositionierung	2.761	2.216	2.120	2.122	1.966
Mitnahme	0	276	285	323	781
Antizip. Allokation	0	1.434	1.776	1.652	2.043
Recourse Allokation	2.180	0	253	49	0
<b>Summe</b>	10.784	9.575	10.085	9.747	9.959
Veränderung gegenüber SP		-11,2%	-6,5%	-9,6%	-7,7%
Normalverteilung (cls)					
Transport	9.291	9.202	9.294	9.190	8.991
Repositionierung	8.502	3.717	3.485	3.534	1.893
Mitnahme	0	101	80	134	166
Antizip. Allokation	0	5.610	7.369	6.859	5.469
Recourse Allokation	8.023	0	475	117	0
<b>Summe</b>	25.816	18.630	20.703	19.834	16.519
Veränderung gegenüber SP		-27,8%	-19,8%	-23,2%	-36,0%
<b>Gesamt</b>	56.815	46.706	50.248	48.289	45.126
Veränderung gegenüber SP		-17,8%	-11,6%	-15,0%	-20,6%

vergleichsweise großen Distanzen für Allokationsfahrten betrachtet.  $s - ODI$  plant Allokationen, die spätere Perioden negativ beeinflussen können. Somit sind die zu

bestimmenden Allokationsaufträge auf den Tourenplan abgestimmt aber für das Gesamtproblem nicht immer vorteilhaft.

In Tabelle 7.7 sind neben den Werten der Normalverteilung auch die drei anderen Verteilungen übersichtlich dargestellt. Die erörterten Effekte und Gründe treffen mit Einschränkungen auf alle Auftragsverteilungen zu. Abweichende Beobachtungen lassen sich wie folgt erklären.

- *Gleichverteilung*: Aufgrund sehr weniger Allokationen können die Integrationsansätze analog zur deterministischen Planungssituation nicht ihre Stärken ausspielen. Eine Dominanz der integrativen Planungsansätze über die Sequenzielle Planung ist nicht zu beobachten.
- *Normalverteilung (ssd)*: Die Ergebnisse sind denen der Normalverteilung sehr ähnlich. Allerdings sind durchweg kürzere Distanzen aufgrund weniger zu bedienender Relationen und dadurch meist ausgelastete Fahrzeuge zu beobachten. Besonders das Transportmodell kann für die Allokationen diese Bündelungseffekte ausnutzen. Bei der deterministischen Planungssituation haben wir bei der Normalverteilung mit geringerer Standardabweichung stärkere Zuwächse in den Distanzen beobachtet. Dies ist auf die Auftragsstruktur zurückzuführen (vgl. Tabelle 7.3).
- *Normalverteilung (cls)*: Ein sehr starkes Ungleichgewicht in Angebot und Nachfrage bezüglich leerer Wechselcontainer führt zu sehr vielen Allokations- und Repositionierungsfahrten. Dies hat zur Folge, dass integrative Planungsansätze vergleichsweise gut und die Sequenzielle Planung vergleichsweise schlecht abschneiden. Mitnahmen sind wegen der wenigen bedienten Relationen kaum noch möglich und auch die Recourse Allokationen im Vergleich zu antizipierten Allokationen nehmen dadurch ab (vgl.  $s - FI_{msTP}^{exp}$  und  $s - FI_{smsTP}^{roll}$ ). Die  $s - ODI$  kann von der räumlichen Trennung von Pickup- und Delivery-Hubs profitieren und verbessert sich gegenüber allen anderen Ansätzen. Eine vorausschauende Planung ist wegen der relativen Nähe innerhalb der Quellen und der Senken weniger wichtig. Fehlerhafte Allokationen können so in zukünftigen Perioden durch die  $s - ODI$  günstig ausgeglichen werden. Die  $FI$  liefert in der stochastischen Planung gegenüber  $ODI$  Ergebnisse mit einer höheren Lösungsgüte. Dies ist auf den geeigneten Umgang der stochastisch-rollierenden Planung mit den antizipierten Allokationen zurückzuführen (Recourse Faktor als Parameter). Allerdings erzielt  $s - ODI$  bei geclusterten Normalverteilungen aufgrund der Struktur dieser Instanzen die besten Ergebnisse.

#### *Laufzeitverhalten der Planungsansätze*

Die Laufzeiten für die Planungsansätze sind erwartungsgemäß kurz. In Tabelle 7.8 sind die Mittelwerte für alle Netzwerkstrukturen und Durchläufe zusammengefasst.

Der Anteil der *Tourenplanung* ohne Allokationsaufträge beträgt ca. 10 Sekunden (vgl. S. 217). Die 20 Aufrufe des statischen Transportmodells bei  $s - SP_{plTP}$  benötigen ca. 2 Sekunden, die Lösungszeit für CPLEX bei allen *Transportmodellen* ist vernachlässigbar gering. Alle  $FI$ -Ansätze vergrößern den Pool an Aufträgen für die Tourenplanung. Aus Tabelle 7.5 wissen wir, dass dadurch die Rechenzeit

**Tabelle 7.8.** Laufzeiten der stochastischen Planungsansätze in Sekunden

Ansatz	Gleich	Normal	Normal (ssd)	Normal (cls)
$s - SP_{plTP}$	15	14	14	12
$s - FI_{msTP}^{exp}$	30	85	80	25
$s - FI_{msTP}^{knw}$	31	75	83	26
$s - FI_{smsTP}^{roll}$	55	93	73	25
$s - ODI$	204	406	383	131

der *LNS* steigt. Der hier beobachtete Anstieg der Laufzeiten bei den *FI*-Ansätzen ist ausnahmslos auf die *LNS* zurückzuführen. Ein bedeutender Anteil bei der Berechnung der Routen in  $s - ODI$  liegt in der größeren Anzahl von Iterationen (1.250) begründet. Da bei geclustert normal verteilten Aufträgen kaum Hubs als Pickup-Orte für Allokationsaufträge zur Verfügung stehen, sinken die Laufzeiten bei diesen Probleminstanzen.

### Zusammenfassung und Beantwortung der Forschungsfragen

1. *Nutzen der stochastischen Informationen:* Der Nutzen der stochastischen Informationen zeigt sich durch die höhere Lösungsqualität des Erwartungswertmodells gegenüber der Sequenziellen Planung. Weiterhin ist es vorteilhaft, zusätzliche stochastische Kennzahlen zu nutzen. Die diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung in  $Modell_{smsTP}$  mit rollierender Aktualisierung der Wechselcontainerbestände an den Hubs ist dem Planungsansatz mit Erwartungswerten überlegen. Die Qualität der Ergebnisse der ex-post Analyse werden zwar nie erreicht, allerdings ist  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  auch nicht sehr viel schlechter. Ein Grund dafür liegt in der Dominanz der Tourenplanung für das SCP. Diese basiert lediglich zu einem Teil auf der zukünftigen Nachfrage nach leeren Wechselcontainern. Die unterstellten diskreten und gleich verteilten Auftrittswahrscheinlichkeiten sind zudem eine vereinfachende Annahme, mit der das stochastische Modell gut umgehen kann.
2. *Parameter Recourse Faktor:* Der Recourse Faktor bestimmt den Grad der Antizipation im stochastischen Transportmodell  $Modell_{smsTP}^{roll}$ . Damit ist es möglich, die Anzahl der antizipierten Allokationsaufträge zu steuern und weniger wahrscheinliche Allokationen in die Zukunft zu verschieben. Bei  $R = 1,2$  ist eine gute Balance bezüglich dieser Entscheidung innerhalb des SCP erreicht. In der Praxis würden in die Wahl des Recourse Faktors noch real anfallende Kosten sowie die Erfahrung des Disponenten (z.B. durch die Analyse historischer Daten) einfließen. Innerhalb der Funktionalen Integration im SCP wirkt er als Parameter für die Schnittstelle zwischen Allokation und Tourenplanung, indem antizipierte und kurzfristige Allokationen abgewogen werden.
3. *Parameter Planungshorizont:* Nahe in der Zukunft liegende Ereignisse sind wichtiger als weit in der Zukunft liegende. Diese These von Psaraftis (1988) konnte für das SCP bestätigt werden, indem  $s - FI_{smsTP}^{roll}$  mit unterschiedlich

langen Planungshorizonten getestet wurde. Eine Antizipation von zwei Perioden stellte sich als bester Wert für den Planungshorizont im stochastischen Transportmodell  $Modell_{smsTP}$  heraus.

4. *FI und ODI - deterministisch vs. stochastisch:* *ODI* war in der deterministischen Planung der dominierende Ansatz. Aufgrund der Möglichkeiten, die sich durch Planungshorizont, Recourse Faktor und rollierende Planung für die *FI* bieten, ist der Abstand zwischen beiden Ansätzen geringer geworden. Jedoch liefert *ODI* weiterhin sehr gute Ergebnisse, da eine effiziente Tourenplanung aufgrund der Wichtigkeit der Transportaufträge (Der Streckentyp Transport macht ca. 50% der Gesamtdistanz aus.) für die Gesamtlösung essenziell ist. Die durch  $Modell_{GPD}^{Deep}$  realisierten Mitnahmeeffekte und Umwege führen zu weniger Repositionierungen der Fahrzeuge, mehr Mitnahmen und bei einigen Instanzen auch zu weniger Allokationen.

## Fazit

Ich möchte auf den nächsten Seiten ein Resümee dieser Arbeit ziehen. Anhand der Zuordnung meiner Veröffentlichungen zu den in dieser Arbeit angewendeten Methoden und erhaltenen Forschungsergebnissen wird ein Überblick über die wichtigsten Erkenntnisse gegeben. Dazu fasse ich zuerst die relevanten Beiträge in der folgenden Liste zusammen.

- *Huth und Mattfeld (2007)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Dynamics of the Multi-Depot Pickup and Delivery Problem. In: Sixth Triennial Symposium on Transportation Analysis, 2007
- *Huth und Mattfeld (2008a)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Allocation and routing in swap container management with stochastic pickups and deliveries. In: IT-based Planning and Control of Seaport Container Terminals and Transportation Systems, 2008 (3rd German-Korean Workshop on Container Terminal Management)
- *Huth und Mattfeld (2008b)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Integration of routing and resource allocation in dynamic logistic networks. In: Hasis, H.-D. (Hrsg.); Kreowski, H.-J. (Hrsg.); Scholz-Reiter, B. (Hrsg.): Dynamics in Logistics. Springer, 2008, S. 85–93
- *Huth und Mattfeld (2008c)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Vehicle Routing und Ressourcen Allokation: Ein integrativer Ansatz. In: Optimierung in Verkehr und Transport, Heureka: FGSV Verlag.
- *Huth und Mattfeld (2009)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Integration of routing and resource allocation in a dynamic logistics network. In: Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 17(2), 149-162.
- *Mattfeld und Huth (2009b)*: Mattfeld, D.C.; Huth, T.: Decision Integration by Model Adaptation in Dynamic Service Network Design. — *in Einreichung für Networks*
- *Huth und Mattfeld (2009c)*: Huth, T.; Mattfeld, D.C.: Routing and Allocation in Stochastic Swap Container Management. — *in Einreichung für Transportation Science*

Das Wechselcontainerproblem (SCP) wurde bislang nicht in wissenschaftlichen Beiträgen untersucht. Deshalb wird es als logistisches Problem in dieser Arbeit charakterisiert und damit als Gegenstand der Forschung vorgestellt. Kapitel 1.2 und Kapitel 2 analysiert umfangreich verschiedene Aspekte des SCP (Huth und Mattfeld, 2007, 2008b,c). Die Identifikation der Teilprobleme und deren Einordnung in die Planungsebenen der Transportlogistik in Kapitel 2.4 bilden die Grundlage für die folgenden Kapitel und werden teilweise aufgegriffen von (Huth und Mattfeld, 2009a).

Kapitel 3 widmet sich der *Charakterisierung und Modellierung dynamischer Problemstellungen* und der Übertragung auf das SCP. Aus diesen Erkenntnissen wird ein Framework zur gedanklichen Strukturierung der Komponenten eines Lösungsansatzes und damit eine Voraussetzung für die Implementierung von Lösungsverfahren abgeleitet. Hervorzuheben ist das algorithmisch orientierte Klassifikationsschema. Mit dessen Hilfe lässt sich die Literatur zu dynamischen Problemen über die bisher bekannte (zu grobe) Einteilung in A-priori- und Online-Strategien hinaus ordnen (Kapitel 3.4.3). Auf Grundlage dieser Erkenntnisse und der Analyse der Planungsebenen im SCP in Kapitel 2.4 führe ich eine Zerlegung des SCP in zwei Teilprobleme durch.

Das Teilmodell für die *Tourenplanung* ergibt sich aus der Untersuchung verwandter Probleme in Kapitel 4 (Huth und Mattfeld, 2007, 2008a). Anhand des vorgestellten Klassifikationsschemas für dynamische Probleme wird die Formulierung des Teilproblems als General Pickup and Delivery Problem motiviert. Die Übertragung der Anforderungen an dynamische Probleme auf das SCP erfordert zudem die Einführung eines rollierenden Planungshorizonts. Dies wird in Kapitel 3.4 durch die Entwicklung eines Frameworks für die Lösung dynamischer Entscheidungsprobleme vorbereitet und ist als statischer Ansatz in das zuvor eingeführte Klassifikationsschema für Lösungsmethoden einzuordnen. Darüber hinaus wird die Einordnung der entwickelten integrativen Planungsmethoden in die modellverändernden Ansätze vorgenommen. Damit findet sich die vorliegende Arbeit in zwei Kategorien meines Klassifikationsschemas wieder. Die Large Neighborhood Search hat sich als eine leistungsstarke Metaheuristik für die Lösung von stark beschränkten Tourenplanungsproblemen herausgestellt. Durch Parametrisierung in Hinblick auf die Problemstellung des SCP wird sie angepasst und als Lösungskomponente verwendet (Huth und Mattfeld, 2008b).

Das Teilproblem *Allokation* im SCP wird in Kapitel 5 als dynamisches Transportproblem vorgestellt. Die Herleitung des Modells geschieht aus dem klassischen Transportmodell und zwei Erweiterungen für dynamische Transportprobleme (Huth und Mattfeld, 2008a,b). Eine Besonderheit stellt dabei die stückweise-lineare Kostenstruktur dar. Es gibt sehr wenige Veröffentlichungen zum dynamisch-stochastischen Transportproblem. Hier konnte meine Arbeit einen Beitrag zur Formulierung eines deterministischen Ersatzmodells für stochastische Aufträge leisten (Huth und Mattfeld, 2009). Spezifische Algorithmen werden in Hinblick auf einen

Literaturüberblick diskutiert. Die Entscheidung für die Implementierung einer dieser Algorithmen ist nicht notwendig, da es mit CPLEX gelöst werden kann.

Ausgehend von *Integrationsstrategien* für Modelle entwickle ich in Kapitel 6 insgesamt drei Ansätze für das deterministische SCP:

1. Die Funktionale Integration verbindet die zwei entwickelten Modelle durch eine Kommunikationskomponente. Die ermittelten Flüsse werden als Allokationsaufträge von der taktischen auf die operationale Ebene transferiert.
2. Die Taktische Deep Integration integriert das SCP auf taktischer Ebene durch Modellveränderung bezüglich des Transportmodells. Eine zweite Flusskomponente wird als Parameter in das dynamische Transportmodell eingefügt.
3. Die Operationale Deep Integration erweitert das Tourenplanungsmodell auf operationaler Ebene, um die Allokationsentscheidungen treffen zu können. Eine Set-Partitioning-Formulierung wird über einen Selektionsvektor mit den Entscheidungsvariablen des Tourenplanungsmodells verbunden.

Die Integrationsansätze stellen sich alle als erfolgreich heraus. Im Vergleich mit der Sequenziellen Planung können durch die integrative Entscheidungsfindung Vorteile beider Modelle (taktisches Wissen in der Allokation und Mitnahmeeffekte und Konsolidierung in der Tourenplanung) ausgenutzt werden. Die Operationale Deep Integration setzt dies in den vorgestellten Experimenten am besten um. Die Grundprinzipien der Integrationsansätze sind auf verwandte Probleme übertragbar. Die ersten beiden Ansätze wurden bereits in Huth und Mattfeld (2008b) publiziert, letzterer wird demnächst eingereicht (Huth und Mattfeld, 2009a).

Die *Stochastik* fließt ausschließlich durch das Transportmodell in die Modellierung ein. Dies hat zwei Gründe:

1. Dynamisch-stochastische Tourenplanungsprobleme sind für die Lösung in akzeptabler Zeit mit ausreichender Güte zu komplex. Dementsprechend werden wiederum die Large Neighborhood Search und ein rollierender Planungshorizont implementiert.
2. Das Tourenplanungsproblem wird als operationales Problem für eine Periode gelöst und die Stochastik wird erst mit der Betrachtung zukünftiger Aufträge relevant. Somit fließt sie in die taktische Problemebene ein. Das Ziel von Kapitel 7 ist es, diese zusätzlichen stochastischen Informationen innerhalb der Funktionalen Integration zu nutzen.

Auf Basis der Funktionalen Integration kann gezeigt werden, dass Informationen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung bessere Lösungen hervorbringen als Erwartungswertmodelle. Darüber hinaus ist die Lösungsqualität nicht wesentlich schlechter als die der ex-post Analyse. Dies liegt vor allem an der Struktur des SCP, das aus zwei Teilproblemen besteht. Die Tourenplanungskomponente hat einen großen Anteil am Gesamtproblem und dominiert deshalb auch die Gesamtlösung. Der Grund dafür ist die Adaption der Tourenplanung an die jeweilige Problemistanz durch die vorteilhafte Ausnutzung ihrer Freiheitsgrade.

Überraschend war das im Vergleich zur deterministischen Planungssituation nicht ganz so gute Abschneiden der Operationalen Deep Integration. Ein Grund dafür ist in der Parametrisierung (Recourse Faktor) des dynamisch-stochastischen Transportmodells im Rahmen der Funktionalen Integration mit rollierendem Planungshorizont zu finden. Dadurch bot sich die Möglichkeit, den Grad der Antizipation zukünftiger Perioden einzustellen. Einer Veröffentlichung der Planung im stochastischen SCP in Huth und Mattfeld (2009) folgt in Kürze die Vorstellung der beobachteten Ergebnisse in Huth und Mattfeld (2009a).

Zusammenfassend stellt Tabelle 8.1 die Planungsansätze in Abhängigkeit von der Planungssituation (deterministische oder stochastische Daten) gegenüber.

**Tabelle 8.1.** Gegenüberstellung der untersuchten Planungsansätze

Planungsansatz	Deterministisch	Stochastisch
Sequenzielle Planung	100%	100%
Funktionale Integration	93,1%	-
Erwartungswertmodell	-	88,4%
Recoursemodell rollierend	-	85,0%
Ex-post Analyse	-	82,2%
Taktische Deep Integration	92,9%	-
Operationale Deep Integration	87,9%	79,4%

Die wesentlichen Beiträge der vorliegenden Dissertation sind zusammengefasst:

1. Dynamik ist eine wichtige Einflussgröße in der Praxis. Sie kann zunehmend durch moderne Informations- und Kommunikationssysteme in die Entscheidungsunterstützung einbezogen werden. Dies führt jedoch zu komplexen Problemstellungen, die hohe Anforderungen an Lösungsansätze stellen. Die vorliegende Arbeit stellt basierend auf mathematischen Modellen Strategien vor, wie solche Lösungsansätze entwickelt werden können.
2. Komplexe Probleme können durch Dekomposition für eine automatisierte Planung vorbereitet werden. Dadurch verändert man allerdings meist den Lösungsraum und qualitativ hochwertige Lösungen sind eventuell nicht mehr erreichbar. Die Re-Integration der Teilprobleme nach Geoffrion (1999) ermöglicht eine effektive Lösungssuche und ist der sequenziellen Planung von Teilproblemen überlegen. Diese Arbeit schlägt mehrere integrative Planungsansätze vor und zeigt beispielhaft an einem dynamischen Problem aus der Logistik die Vorteile solcher Integrationsstrategien. Die Übertragung dieses Gedankens auf andere Problemstellungen ist vielversprechend. Hier sehe ich Forschungsbedarf, der von dieser Arbeit ausgeht.
3. Speziell beim SCP konnte nachgewiesen werden, dass die Konzentration auf die operative Tourenplanung effiziente Lösungen hervorbringt. Die Freiheitsgrade



der Tourenplanung ermöglichen ihr die Anpassung an verschiedenste Probleminstanzen. Auf die zwei folgenden Beobachtungen sei besonders hingewiesen:

- Die Vorgabe von Aufträgen aus dem taktischen Transportmodell konnte sowohl für konsolidierte (stückweise-linearer Kostenverlauf) als auch für einfache Transportprobleme (klassische Kostenstruktur) effizient umgesetzt werden.
  - Durch die Erweiterung des Tourenplanungsmodells um eine Selektionskomponente kann die Operationale Deep Integration die Freiheitsgrade der Tourenplanung ausnutzen. Dies führte zu den besten beobachteten Ergebnissen.
4. Stochastische Probleme stellen große Herausforderungen an deren Modellierung und Lösung. Durch die Einführung von stochastischen Aufträgen in das SCP wurden Möglichkeiten aufgezeigt, wie die Integrationsstrategien von Geoffrion (1999) an diese Situation adaptiert werden können. Auch hier konnte die Operationale Deep Integration aufgrund ihrer kurzfristigen Ausrichtung effiziente Lösungen generieren. Der Grund dafür ist neben der bereits erläuterten Anpassungsfähigkeit an verschiedenste Probleminstanzen die Wichtigkeit von Ereignissen in naher Zukunft. Diese von Psaraftis (1988) aufgestellte These konnte durch den Funktionalen Integrationsansatz mit stochastischem Transportmodell bestätigt werden. Allerdings sind die Experimente von sehr wenigen Realisierungen ausgegangen. Inwieweit dies die beobachteten Effekte hervorbringt, abschwächt oder verstärkt, ist nicht bekannt. Deshalb sehe ich für die Entwicklung leistungsstarker Algorithmen und für die Übertragung auf ähnliche Probleme und praxisrelevante Größenordnungen noch weiteren Forschungsbedarf.



---

## Literaturverzeichnis

- Aarts, E. und Lenstra, J., (Hrsg.) (1997). Local Search in Combinatorial Optimization. Wiley.
- Aberle, G. (2003). Transportwirtschaft. Oldenbourg Verlag, 3 Auflage.
- Abrache, J. (2000). A New Decomposition Algorithm for the Deterministic Dynamic Allocation of Empty Containers. PhD thesis, University of Montreal.
- Agarwal, Y., Mathur, K., und Salkin, H. (1989). A set-partitioning-based exact algorithm for vehicle routing problem. Networks, 19(7), 731–749.
- Ahuja, R., Orlin, J., und Magnanti, T. (1993). Network Flows: Theory, Algorithms & Applications. Prentice Hall.
- Ak, A. und Erera, A. (2007). A paired-vehicle recourse strategy for the vehicle-routing problem with stochastic demands. Transportation Science, 41(2), 222–237.
- Andretta, G. und Lulli, G. (2008). A multi-period TSP with stochastic regular and urgent demands. European Journal of Operational Research, 185(1), 122–132.
- Androutsopoulos, K. und Zografos, K. (2009). Solving the multi-criteria time-dependent routing and scheduling problem in a multimodal fixed scheduled network. European Journal of Operational Research, 192(1), 18–28.
- Angelelli, E., Biachessi, N., Mansini, R., und Speranza, M. (2008). Short term strategies for a dynamic multi-period routing problem. erscheint in Transportation Research Part C: Emerging Technologies.
- Angelelli, E., Mansini, R., und Speranza, M. (2005). A real-time vehicle routing model for a courier service problem. In: B. Fleischmann und A. Klose (Hrsg.), Distribution Logistics - Advanced Solutions to Practical Problems, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (S. 87–103). Springer Verlag.
- Angelelli, E., Speranza, M., und Savelsbergh, M. (2007). Competitive analysis for dynamic multiperiod uncapacitated routing problems. Networks, 49(4), 308–317.
- Appelgate, D., Bixby, R., Chavatal, V., und Cook, W. (1998). On the solution of traveling salesman problems. Documenta Mathematica Extra Volume ICM, 3, 645–656.
- Applegate, D., Bixby, R., Chvatal, V., und Cook, W. (2003). Implementing the Dantzig-Fulkerson-Johnson algorithm for large traveling salesman problems. Mathematical Programming Series B, 97(1), 91–153.

- Archetti, C., Speranza, M., und Hertz, A. (2006). A tabu search algorithm for the split delivery vehicle routing problem. Transportation Science, 40(1), 64–73.
- Arnold, D., Isermann, H., Kuhn, A., Tempelmeier, H., und Fuhrmans, K., (Hrsg.) (2008). Handbuch Logistik. Springer.
- Arnold, K.-P. (1986). Stochastische Transportprobleme. Verlag Dr. Kovac.
- Aronson, J. (1989). A survey of dynamic network flows. Annals of Operations Research, 20(1), 1–66.
- Assad, A. (1988). Modeling and implementation issues in vehicle routing. In: B. Golden und A. Assad (Hrsg.), Vehicle Routing: Methods and Studies (S. 7–45). Elsevier Science.
- Attanasio, A., Cordeau, J.-F., Ghiani, G., und Laporte, G. (2004). Parallel tabu search heuristics for the dynamic multi-vehicle dial-a-ride problem. Parallel Computing, 30(3), 377 – 387.
- Babin, G., Deneault, S., und Laporte, G. (2007). Improvements to the Or-opt heuristic for the symmetric travelling salesman problem. Journal of the Operational Research Society, 58(3), 402–407.
- Baker, E. (1983). An exact algorithm for the time-constrained traveling salesman problem. Operations Research, 31(5), 938–945.
- Balinski, M. und Quandt, R. (1964). On an integer program for a delivery problem. Operations Research, 12(2), 300–304.
- Ballou, R. (1992). Business Logistics Management. Prentice Hall, 3 Auflage.
- Barkaoui, M., Berger, J., und Boukhtouta, A. (2008). A hybrid genetic approach for the dynamic vehicle routing problem with time windows. American Journal of Mathematical and Management Sciences, 28(1), 131–154.
- Bastian, C. und Kan, A. (1992). The stochastic vehicle routing problem revisited. European Journal of Operational Research, 56, 407–412.
- Baugh, J., Krishna, G., Kakivaya, R., und Stone, J. (1998). Intractability of the dial-a-ride problem and a multiobjective solution using simulated annealing. Engineering Optimization, 30(2), 91–123.
- Beale, E., Dantzig, G., und Watson, R. (1986). A first order approach to a class of multi-time period stochastic programming problems. Mathematical Programming Study, 27(1), 103–117.
- Beale, E., Forest, J., und Taylor, C. (1980). Multi-time period stochastic programming. In: M. Dempster (Hrsg.), Stochastic Programming. Academic Press.
- Beaujon, G. und Turnquist, M. (1991). A model for fleet sizing and vehicle allocation. Transportation Science, 25(1), 19–45.
- Beckmann, M., McGuire, C., und Winston, C. (1956). Short-haul routing of empty boxcars. In: Studies in the Economics of Transportation. Yale University Press.
- Bell, W. e. a. (1983). Improving the distribution of industrial gases with an on-line computerized routing and scheduling optimizer. Interfaces, 13, 4–23.
- Bellman, R. (1957). Dynamic Programming. Princeton University Press.
- Bellman, R. (1958). Notes on the theory of dynamic programming - transportation models. Management Science, 4(2), 191–195.

- Bellmore, M., Eklof, W., und Nemhauser, G. (1969). A decomposable transshipment algorithm for a multiperiod transportation problem. Naval Research Logistics Quarterly, 16(4), 517–524.
- Bellmore, M. und Nemhauser, G. (1968). The traveling salesman problem: a survey. Operations Research, 16(3), 538–558.
- Benders, J. (1962). Partitioning procedures for solving mixed-variables programming procedures. Numerische Mathematik, 4, 238–252.
- Bent, R. und van Hentenryck, P. (2003). Dynamic Vehicle Routing with Stochastic Requests. Forschungsbericht, Brown University. CS-03-10.
- Bent, R. und van Hentenryck, P. (2004a). Online stochastic and robust optimization. In: Lecture Notes in Computer Science (S. 286–300). Springer.
- Bent, R. und van Hentenryck, P. (2004b). Scenario-based planning for partially dynamic vehicle routing with stochastic customers. Operations Research, 52(6), 977–987.
- Bent, R. und van Hentenryck, P. (2006). A two-stage hybrid algorithm for pickup and delivery vehicle routing problems with time windows. Computers & Operations Research, 33(4), 875 – 893.
- Bentley, J. (1992). Fast algorithms for geometric traveling salesman problems. Journal on Computing, 4(4), 387–411.
- Beraldi, P., Ghiani, G., Laporte, G., und Musmanno, R. (2005). Efficient neighborhood search for the probabilistic pickup and delivery traveling salesman problem. Networks, 45(4), 195–198.
- Bergrath, J. (2002). Wechselbrücken. Magazin - Unternehmenspraxis.
- Bergvinsdottir, K., Larsen, J., und Jorgensen, R. (2006). Solving the dial-a-ride problem using genetic algorithms. Forschungsbericht, Technical University of Denmark.
- Bertsimas, D. (1992). A vehicle routing problem with stochastic demand. Operations Research, 40(3), 574–585.
- Bertsimas, D. und Simchi-Levi, D. (1996). A new generation of vehicle routing research: Robust algorithms, addressing uncertainty. Operations Research, 44(2), 286–304.
- Bertsimas, D. und van Ryzin, G. (1991). A stochastic and dynamic vehicle routing problem in the euclidean plane. Operations Research, 39(4), 601–615.
- Bertsimas, D. und van Ryzin, G. (1993a). Stochastic and dynamic vehicle routing in the euclidean plane with multiple capacitated vehicles. Operations Research, 41(1), 60–76.
- Bertsimas, D. und van Ryzin, G. (1993b). Stochastic and dynamic vehicle routing with general demand and interarrival time distributions. Advances in Applied Probability, 25(4), 947–978.
- Bianchi, L. (2001). Notes on Dynamic Vehicle Routing - The State of the Art. Forschungsbericht, IDSIA.
- Birge, J. (1985a). Aggregation bounds in stochastic linear programming. Mathematical Programming, 31, 25–41.
- Birge, J. (1985b). Decomposition and partitioning methods for multistage stochastic linear programs. Operations Research, 3(5), 989–1007.

- Birge, J. (1997). Stochastic programming computation and applications. Journal of Computing, 9(2), 111–133.
- Birge, J. und Louveaux, F. (1988). A multicut algorithm for two-stage stochastic linear programs. European Journal of Operational Research, 34(3), 384–392.
- Birge, J. und Wets, R.-B. (1986). Designing approximation schemes for stochastic optimization problems, in particular for stochastic programs with recourse. Mathematical Programming, 27, 54–102.
- Bodin, L. und Golden, B. (1981). Classification in vehicle routing and scheduling. Networks, 11, 97–108.
- Bohnenberger, T. (1996). AgentMove - Distributed Dynamic Public Transport Scheduling. Forschungspraktikum, Universität des Saarlandes.
- Bookbinder, J. und Sethi, S. (1980). The dynamic transportation problem: A survey. Naval Research Logistics Quarterly, 27(1), 65–87.
- Bourbeau, B., Crainic, T., und Gendron, B. (2000). Branch and bound parallelization strategies applied to a depot location and container fleet management problem. Parallel Computing, 26(1), 27–46.
- Bouzaïene-Ayari, B., Dror, M., und Laporte, G. (1993). Vehicle routing with stochastic demands and split deliveries. Foundations of Computing and Decision Sciences, 18(2), 63–69.
- Bramel, J. und Simchi-Levi, D. (1995). A location based heuristic for general routing problems. Operations Research, 43(4), 649–660.
- Branke, J. und Mattfeld, D. (2005). Anticipation and flexibility in dynamic scheduling. International Journal of Production Research, 43(15), 3103–3129.
- Branke, J., Middendorf, M., Noeth, G., und Dessouky, M. (2005). Waiting strategies for dynamic vehicle routing. Transportation Science, 39(3), 298–312.
- Breedam, A. (1995). Improvement heuristics for the vehicle routing problem based on simulated annealing. European Journal of Operational Research, 86(3), 480–490.
- Brotcorne, L., Laporte, G., und Semet, F. (2003). Ambulance location and relocation models. European Journal of Operational Research, 147, 451–463.
- Brown, G. und Graves, G. (1981). Real-time dispatch of petroleum tank trucks. Management Science, 27(1), 19–32.
- Bräysy, O. und Gendreau, M. (2005a). Vehicle routing problem with time windows, part I: Route construction and local search algorithms. Transportation Science, 39(1), 104–118.
- Bräysy, O. und Gendreau, M. (2005b). Vehicle routing problem with time windows, part II: Metaheuristics. Transportation Science, 39(1), 119–139.
- Buchholz, J., Clausen, U., und Vastag, A., (Hrsg.) (1998). Handbuch der Verkehrslogistik. Springer Verlag.
- Bullnheimer, B., Hartl, R., und Strauss, C. (1999). An improved ant system for the vehicle routing problem. Annals of Operations Research, 89, 319–328.
- Bundesministerium, (Hrsg.) (2007). Verkehr in Zahlen. DVV Media Group. Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen.

- Busacker, R. und Gowen, P. (1961). A procedure for determining a family of minimal-cost network flow patterns. Forschungsbericht, Johns Hopkins University.
- Campbell, A. (2006). Aggregation for the probabilistic traveling salesman problem. Computers & Operations Research, 33(9), 2703–2724.
- Campbell, A., Clarke, L., Kleywegt, A., und Savelsbergh, M. (1998). The inventory routing problem. In: Fleet Management and Logistics. Kluwer.
- Campbell, A. und Savelsbergh, M. (2004). Efficient insertion heuristics for vehicle routing and scheduling problems. Transportation Science, 38(3), 369–378.
- Campbell, A. und Thomas, B. (2008). Probabilistic traveling salesman problem with deadlines. Transportation Science, 42(1), 1–21.
- Campbell, A. und Thomas, B. (2009). Runtime reduction techniques for the probabilistic traveling salesman problem with deadlines. Computers and Operations Research, 36(4), 1231–1248.
- Caramia, M., Italiano, G., Oriolo, G., Pacifici, A., und Perugia, A. (2002). Routing a fleet of vehicles for dynamic combined pick-up and deliveries services. In: P. Chamoni, R. Leisten, A. Martin, J. Minnemann, und H. Stadtler (Hrsg.), Selected Papers of the International Conference on Operations Research (OR 2001), Operations Research Proceedings.
- Carpaneto, G., Dell’Amico, M., Fischetti, M., und Toth, P. (1989). A branch and bound algorithm for the multiple depot vehicle scheduling problem. Networks, 19, 531–548.
- Carraway, R., Morin, T., und Moskowitz, H. (1989). Generalized dynamic programming for stochastic combinatorial optimization. Operations Research, 37(5), 819–829.
- Chan, D. und Mercier, D. (1989). IC insertion: An application of the traveling salesman problem. International Journal of Production Research, 27(10), 1837–1841.
- Chao, I.-M., Golden, B., und Wasil, E. (1993). A new heuristic for the multi-depot vehicle routing problem that improves upon best-known solutions. American Journal of Mathematical and Management Sciences, 13(3), 371–406.
- Che, H., Zhang, R., und Yun, W. (2008). A coordinated inventory control of empty containers in two-depot systems. Forschungsbericht, Pusan National University.
- Chen, Z.-L. und Xu, H. (2006). Dynamic column generation for dynamic vehicle routing with time windows. Transportation Science, 40(1), 74–88.
- Cheung, R. und Chen, C.-Y. (1998). A two-stage stochastic network model and solution methods for the dynamic empty container allocation problem. Transportation Science, 32(2), 142–162.
- Cheung, R. und Muralidharan, B. (2000). Dynamic routing for priority shipments in LTL service networks. Transportation Science, 34(1), 86–98.
- Cheung, R. und Powell, W. (1996a). An algorithm for multistage dynamic networks with random arc capacities, with an application to dynamic fleet management. Operations Research, 44(6), 951–963.
- Cheung, R.-M. und Powell, W. (1996b). Models and algorithms for distribution problems with uncertain demands. Transportation Science, 30(1), 43–59.

- Chiang, W. und Russell, R. (1997). A reactive tabu search metaheuristic for the vehicle routing problem with time windows. Journal on Computing, 9(4), 417–430.
- Chiu, Y.-C. und Mahmassani, H. (2002). Hybrid real-time dynamic traffic assignment approach for robust network performance. Transportation Research Record, (1783), 89–97.
- Chong, E. (1991). On-line Stochastic Optimization of Queueing Systems. PhD thesis, Princeton University.
- Choong, S., Cole, M., und Kutanoglu, E. (2002). Empty container management for intermodal transportation networks. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 38, 423–438.
- Choong, S., Cole, M., und Kutanoglu, E. (2003). Empty container management for container-on-barge (COB) transportation: Planning horizon effects on empty container management in a multi-modal transportation network. National Transportation Library.
- Christofides, N. (1976). Worst-Case Analysis of a New Heuristic for The Traveling Salesman Problem. Forschungsbericht, Carnegie-Mellon University.
- Christofides, N. und Beasley, J. (1984). The period routing problem. Networks, 14(2), 237–256.
- Christofides, N. und Eilon, S. (1969). An algorithm for the vehicle-dispatching problem. Operations Research, 20(3), 309–318.
- Christofides, N., Mingozi, A., und Toth, P. (1979). The vehicle routing problem. In: N. Christofides, A. Mingozi, P. Toth, und C. Sandi (Hrsg.), Combinatorial Optimization. Wiley.
- Christofides, N., Mingozi, A., und Toth, P. (1981a). Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. Mathematical Programming, 20(1), 255–282.
- Christofides, N., Mingozi, A., und Toth, P. (1981b). State space relaxation procedures for the computation of bounds to routing problems. Networks, 11(2), 145–164.
- Christopher, M. (1994). The Strategy of Distribution Management. Greenwood Press.
- Chuin, L. und Ming, D. (1998). An efficient technique for routing of vehicles reactively. In: Proceedings of 8th ITSA Annual Meeting & Exposition.
- Clarke, G. und Wright, J. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. Operations Research, 12(4), 568–581.
- Claussen, T. (1981). Zur Diskussion des Verkehrsleistungs-Begriffs. Zeitschrift für Verkehrswirtschaft, 52, 245–257.
- CLM (1999). What it's all about. Purpose, objectives, programs, and policies. Council of Logistics Management.
- Coloni, A., Dorigo, M., Maffioli, F., Maniezzo, V., Righini, G., und Trubian, M. (1996). Heuristics from nature for hard combinatorial optimization problems. International Transactions in Operations Research, 3(1), 1–21.



- Cooper, L. und LeBlanc, L. (1977). Stochastic transportation problems and other network related convex problems. Naval Research Logistics Quarterly, 24(2), 327–337.
- Cordeau, J.-F., Gendreau, M., Laporte, G., Potvin, J.-Y., und Semet, F. (2002). A guide to vehicle routing heuristics. Journal of the Operational Research Society, 53(5), 512–522.
- Cordeau, J.-F., Laporte, G., und Mercier, A. (2001). A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows. Journal of the Operational Research Society, 52(8), 928–936.
- Cordeau, J.-F., Laporte, G., und Ropke, S. (2008). Recent models and algorithms for one-to-one pickup and delivery. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 327–358). Springer.
- Crainic, T. (2003). Long-haul freight transportation. In: R. Hall (Hrsg.), Handbook of Transportation Science. Kluwer Academic Publishers.
- Crainic, T. (2008). Parallel solution methods for vehicle routing problems. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 171–198). Springer.
- Crainic, T. und Delorme, L. (1993). Dual-ascent procedures for multi-commodity location-allocation problems with balancing requirements. Transportation Science, 27(2), 90–101.
- Crainic, T., Gendreau, M., und Dejax, P. (1993). Dynamic and stochastic models for the allocation of empty containers. Operations Research, 41(1), 102–126.
- Crainic, T., Ricciardi, N., und Storchi, G. (2004). Advanced freight transportation systems for congested urban areas. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 12(2), 119–137.
- Crainic, T. und Roy, J. (1988). Or tools for tactical freight transportation planning. European Journal of Operational Research, 33(3), 290–297.
- Croes, G. (1958). A method for solving traveling-salesman problems. Operations Research, 6(6), 791–812.
- Cundill, M. und Hull, P. (1979). Reducing empty travel by goods vehicles. Forschungsbericht, Transport and Road Research Laboratory, Crowthorne Berkshire, G.B. Report 876.
- Cunningham, W. (1976). A network simplex method. Mathematical Programming, 11(1), 105–116.
- Daganzo, C. (1978). An approximate analytic model of many-to-many demand responsive transportation systems. Transportation Research, 12, 325–333.
- Daganzo, C. (1996). Logistics Systems Analysis. Springer, 2 Auflage.
- Dantzig, G., Fulkerson, D., und Johnson, S. (1954). Solution of a large-scale traveling salesman problem. Operations Research, 2, 393–410.
- Dantzig, G. und Ramser, J. (1959). The truck dispatching problem. Management Science, 6(1), 80–91.
- Dantzig, G. und Wolfe, P. (1960). Decomposition principle for linear programs. Operations Research, 8, 101–111.
- Davis, L. (1991). Handbook of Genetic Algorithms. Van Nostrand Reinhold.

- Debreu, G. (1959). Theory of value. An Axiomatic Analysis of Economic Equilibrium. Yale University Press.
- Dejax, P. und Crainic, T. (1987). A review of empty flow and fleet management models in freight transportation. Transportation Science, 21(4), 227–247.
- Desrochers, M., Lenstra, J., und Savelsbergh, M. (1990). A classification scheme for vehicle routing and scheduling problems. European Journal of Operational Research, 46, 322–332.
- Desrochers, M., Lenstra, J., Savelsbergh, M., und Soumis, F. (1988). Vehicle routing with time windows - optimization and approximation. In: B. Golden und A. Assad (Hrsg.), Vehicle Routing: Methods and Studies (S. 65–84). Elsevier.
- Desrosiers, J., Soumis, F., und Desrochers, M. (1984). Routing with time windows by column generation. Networks, 14(4), 545 – 565.
- Deutsch, S., Patel, M., und Assad, A. (1994). Comparison of stochastic approaches to the transportation problem: A case study. Transaction on Engineering Management, 41(2), 152–164.
- Doerner, K., Fuellerer, G., Hartl, R., Gronalt, M., und Iori, M. (2007). Metaheuristics for the vehicle routing problem with loading constraints. Networks, 49(4), 294–307.
- Doerner, K., Gronalt, M., Hartl, R., Kiechle, G., und Reimann, M. (2008). Exact and heuristic algorithms for the vehicle routing problem with multiple interdependent time windows. Computers & Operations Research, 35(9), 3034–3048.
- Domschke, W. (1997). Logistik: Rundreisen und Touren. Oldebourg Verlag, 4 Auflage.
- Domschke, W. und Drexl, A. (1996). Logistik: Standorte. Oldenbourg, 4 Auflage.
- Domschke, W. und Drexl, A. (2005). Einführung in Operations Research. Springer, 6 Auflage.
- Donati, A., Montemanna, R., Casagrandea, N., Rizzolia, A., und Gambardella, L. (2008). Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system. European Journal of Operational Research, 185(3), 1174–1191.
- Dorer, K. und Calisti, M. (2004). Agent-based Dynamic Transport Optimization. Forschungsbericht, Whitestein Technologies.
- Dorer, K. und Calisti, M. (2005). An adaptive approach to dynamic transport optimization. In: F. Klügl, A. Bazzan, und S. Ossowski (Hrsg.), Applications of Agent Technology in Traffic and Transportation (S. 33–49). Birkhäuser Verlag.
- Dorigo, M. und Gambardella, L. (1997). Ant colonies for traveling salesman problem. BioSystems, 43(2), 73–81.
- Dorigo, M. und Stützle, T. (2004). Ant Colony Optimization. Springer.
- Dror, M. (1993). Modelling vehicle routing with uncertain demands as a stochastic program: properties of the corresponding solution. European Journal of Operational Research, 64, 432–441.
- Dror, M., Laporte, G., und Louveaux, F. (1993). Vehicle routing with stochastic demands and restricted failures. Mathematical Methods of Operations Research, 37, 273–283.

- Dror, M., Laporte, G., und Trudeau, P. (1989). Vehicle routing with stochastic demands: Properties and solution frameworks. Transportation Science, 23(3), 166–176.
- Dror, M. und Powell, W. (1993). Stochastic and dynamic models in transportation. Operations Research, 41(1), 11–17.
- Dror, M. und Trudeau, P. (1986). Stochastic vehicle routing with modified savings algorithm. European Journal of Operational Research, 23, 228–235.
- Du, T., Li, E., und Chou, D. (2004). Dynamic vehicle routing for online b2c delivery. OMEGA The International Journal of Management Science, 33, 33–45.
- Dumas, Y., Desrosiers, J., und Soumis, F. (1991). The pickup and delivery problem with time windows. European Journal of Operational Research, 54(1), 7–22.
- Edmonds, J. und Karp, R. (1972). Theoretical improvements in algorithmic efficiency for network flow problems. Association for Computing Machinery Journal, 19(2), 248–264.
- Ehmke, J. und Meisel, S. (2008). Ermittlung dynamischer Fahrzeiten für die City-Logistik. In: D. Mattfeld, S. Voß, L. Suhl, und H.-O. Günther (Hrsg.), Informations- und Kommunikationssysteme in Supply Chain Management, Logistik und Transport.
- Eilon, S., Watson-Gandy, C., und Christofides, N. (1971). Distribution Management - Mathematical Modelling and Practical Analysis. Griffin.
- Eiselt, H. und Laporte, G. (1991). A combinatorial optimization problem arising in dartboard design. Journal of the Operational Research Society, 42(2), 113–118.
- Eiselt, H., Pederzoli, G., und Sandblom, C.-L. (1987). Continuous Optimization Models. Walter de Gruyter.
- Erera, A. und Daganzo, C. (2003). A dynamic scheme for stochastic vehicle routing. Transportation Science.
- Ermoliev, Y. (1983). Stochastic quasigradient methods and their application in systems optimization. Stochastics, 9, 1–36.
- Ermoliev, Y. (1988). Stochastic quasigradient methods. In: Y. Ermoliev und R.-B. Wets (Hrsg.), Numerical Techniques for Stochastic Optimization Problems (S. 141–185). Springer Verlag.
- Esser, K. und Kurte, J. (2007). Beschäftigungs- und Einkommenseffekte der KEP-Branche. Forschungsbericht, KE-CONSULT Wirtschafts- und Verkehrsberatung.
- Fabri, A. und Recht, P. (2006). On dynamic pickup and delivery vehicle routing with several time windows and waiting times. Transportation Research Part B: Methodological, 40, 335–350.
- Fagerholt, K. und Christiansen, M. (2000). A combined ship scheduling and allocation problem. Journal of the Operational Research Society, 51, 834–842.
- Fallahi, A., Prins, C., und Calvo, R. (2008). A memetic algorithm and a tabu search for the multi-compartment vehicle routing problem. Computers & Operations Research, 35(5), 1725–1741.
- Feige, D. und Klaus, P. (2008). Modellbasierte Entscheidungsunterstützung in der Logistik. Edition Logistik 10. Deutscher Verkehrs-Verlag.

- Figliozzi, M., Mahmassani, H., und Jaillet, P. (2007). Pricing in dynamic vehicle routing problems. Transportation Science, 41(3), 302–318.
- Fischer, K., Muller, J., und Pischel, M. (1996). Cooperative transportation scheduling: An application domain for DAI. Journal of Applied Artificial Intelligence, 10(1), 1–34.
- Fischetti, M., Lodi, A., und Toth, P. (2006). A branch-and-cut algorithm for the multiple depot vehicle scheduling problem. Operations Research, 54(1), 130–149.
- Fischetti, M., Toth, P., und Vigo, D. (1994). A branch-and-bound algorithm for the capacitated vehicle routing problem on directed graphs. Operations Research, 42(5), 846–859.
- Fisher, M. (1994). Optimal solution of vehicle routing problems using minimum k-trees. Operations Research, 42(4), 626–642.
- Fisher, M. und Jaikumar, R. (1981). A generalized assignment heuristic for vehicle routing. Networks, 11(2), 109–124.
- Flatberg, T., Hasle, G., Kloster, O., Nilssen, E., und Riise, A. (2005). Dynamic and Stochastic Aspects in Vehicle Routing - A Literature Survey. Forschungsbericht, SINTEF ICT.
- Fleischmann, B. (1985). A cutting plane procedure for the travelling salesman problem on road networks. European Journal of Operational Research, 21(3), 307–317.
- Fleischmann, B. und Gietz, M. (2008). Transport- und Tourenplanung. In: D. Arnold, H. Isermann, A. Kuhn, H. Tempelmeier, und K. Fuhrmans (Hrsg.), Handbuch Logistik (S. 137–152). Springer.
- Fleischmann, B., Gietz, M., und Gnutzmann, S. (2004a). Time-varying travel times in vehicle routing. Transportation Science, 38(2), 160–173.
- Fleischmann, B., Gnutzmann, S., und Sandvoß, E. (2004b). Dynamic vehicle routing based on on-line traffic information. Transportation Science, 38(4), 420–433.
- Ford, L. und Fulkerson, D. (1958). Constructing maximal dynamic flows from static flows. Operations Research, 6(3), 419–433.
- Ford, L. und Fulkerson, D. (1962). Flows in Networks. Princeton University Press.
- Foster, B. und Ryan, D. (1976). An integer programming approach to the vehicle scheduling problem. Operations Research, 27(2), 367–384.
- Francis, P., Smilowitz, K., und Tzur, M. (2008). The period vehicle routing problem and its extensions. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 73–102). Springer.
- Frank, W. und Wolfe, P. (1956). An algorithm for quadratic programming. Naval Research Logistics Quarterly, 3, 95–110.
- Frantzeskakis, L. und Powell, W. (1990). A successive linear approximation procedure for stochastic, dynamic vehicle allocation problems. Transportation Science, 24(1), 40–57.
- Fraser, A. (1957). Simulation of genetic systems by automatic digital computers. Australian Journal of Biological Sciences, 10, 484–499.
- Fu, L. und Teply, S. (1999). On-line and off-line routing and scheduling of dial-a-ride paratransit vehicles. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 14, 309–319.

- Gaivoronski, A. (1988). Implementation of stochastic quasigradient methods. In: Y. Ermoliev und R.-B. Wets (Hrsg.), Numerical Techniques for Stochastic Optimization Problems (S. 313–351). Springer Verlag.
- Gao, Q. (1994). An operational approach for container control in liner shipping. Logistics and Transportation Review, 30(3), 267–282.
- Gassmann, H. (1990). Mslip: A computer code for the multistage stochastic linear programming problem. Mathematical Programming, 47, 407–423.
- Gatech (2008). <http://www.tsp.gatech.edu/index.html>. Internetseite. Letzter Abruf im August 2008.
- Gendreau, M., Guertin, F., Potvin, J.-Y., und Taillard, E. (1999a). Parallel tabu search for real-time vehicle routing and dispatching. Transportation Science, 33(4), 381–390.
- Gendreau, M., Hertz, A., und Laporte, G. (1992). New insertion and postoptimization procedures for the traveling salesman problem. Operations Research, 40(6), 1086–1094.
- Gendreau, M., Hertz, A., Laporte, G., und Stan, M. (1998). A generalized insertion heuristic for the traveling salesman problem with time windows. Operations Research, 46(3), 330–335.
- Gendreau, M., Laporte, G., und Seguin, R. (1995). An exact algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands and customers. Transportation Science, 29(2), 143–155.
- Gendreau, M., Laporte, G., und Seguin, R. (1996a). Stochastic vehicle routing. European Journal of Operational Research, 88, 3–12.
- Gendreau, M., Laporte, G., und Seguin, R. (1996b). A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with stochastic demands and customers. Operations Research, 44(3), 469–477.
- Gendreau, M., Laporte, G., und Semet, F. (2001). A dynamic model and parallel tabu search heuristic for real-time ambulance relocation. Parallel Computing, 27, 1641–1653.
- Gendreau, M., Laporte, G., und Vigo, D. (1999b). Heuristics for the traveling salesman problem with pickup and delivery. Computers & Operations Research, 26(7), 699–714.
- Gendreau, M., Potvin, J.-Y., Bräysy, O., Hasle, G., und Lokketangen, A. (2008). Metaheuristics for the vehicle routing problem and its extensions: A categorized bibliography. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 143–170). Springer.
- Gendron, B. und Crainic, T. (1995). A branch and bound algorithm for depot location and container fleet management. Location Science, 3(1), 39–53.
- Geoffrion, A. (1972). Elements of large-scale mathematical programming. In: A. Geoffrion (Hrsg.), Perspectives on Optimization (S. 25–48). Addison-Wesley Publishing.
- Geoffrion, A. (1989). Integrated modeling systems. Computational Economics, 2(1), 3–15.
- Geoffrion, A. (1999). Structured modelling: Survey and future research directions. Interactive Transactions of ORMS.

- Geoffrion, A. und Powers, R. (1995). Twenty years of strategic distribution system design: An evolutionary perspective. Interfaces, 25(5), 105–127.
- Gerfer, D. (2004). Neuartige Wechselbrücken- und Aufliegertechnologie für den optimierten Transport temperaturgeführter Güter im Kombinierten Verkehr, Teilprojekt Danzas. Verwendungsnachweis zum Projekt 19G1020A des BMBF vom 01.04.2001 bis 30.06.2004.
- Ghiani, G., Guerriero, F., Laporte, G., und Musmanno, R. (2003). Real-time vehicle routing: Solution concepts, algorithms and parallel computing strategies. European Journal of Operational Research, 151, 1–11.
- Ghiani, G., Manni, E., Quaranta, A., und Triki, C. (2009). Anticipatory algorithms for same-day courier dispatching. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. DOI: 10.1016/j.tre.2008.08.003.
- Giaglis, G., Minis, I., Tatarakis, K., und Zimpeki, V. (2004). Minimizing logistics risk through real-time vehicle routing and mobile technologies. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 34(9), 749–764.
- Gillett, B. und Miller, L. (1974). A heuristic algorithm for the vehicle dispatching problem. Operations Research, 22(2), 340–349.
- Glover, F. (1989). Tabu search - part I. Journal of Computing, 1(3), 190–206.
- Glover, F., Karney, D., Klingman, D., und Napier, A. (1976). A computational study on start procedures, basis change criteria, and solution algorithms for transportation problems. Management Science, 20(5), 793–813.
- Glover, F. und Laguna, M. (1997). Tabu Search. Kluwer Academic Publishers.
- Godfrey, G. und Powell, W. (2002a). An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management I: Single period travel times. Transportation Science, 36(1), 21–39.
- Godfrey, G. und Powell, W. (2002b). An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management II: Multiperiod travel times. Transportation Science, 36(1), 40–54.
- Goel, A. und Gruhn, V. (2005). Solving a dynamic real-life vehicle routing problem. In: H.-D. Haasis, H. Kopfer, und J. Schönberger (Hrsg.), Operations Research Proceedings: Springer.
- Goel, A. und Gruhn, V. (2007). A general vehicle routing problem. European Journal of Operational Research.
- Goldberg, D. (1989). Genetic Algorithms for Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley.
- Golden, B., Magnanti, T., und Nguyen, H. (1977). Implementing vehicle routing algorithms. Networks, 7(2), 113–148.
- Golden, B., Raghavan, S., und Wasi, E., (Hrsg.) (2008). The Vehicle Routing Problem. Springer.
- Golden, B. und Skiscim, C. (1986). Using simulated annealing to solve routing and location problems. Naval Research Logistics Quarterly, 33(2), 261–279.
- Golden, B. und Yee, J. (1979). A framework for probabilistic vehicle routing. AIIE Transactions, 11(2), 109–112.
- Gorltdt, C. (2008). Intelligente Wechselbrückensteuerung. <http://www.inwest.org/inwesthome.html> (abgerufen am 28.11.2008).

- Gregg, S., Mulvey, J., und Wolpert, J. (1988). A stochastic planning system for siting and closing public service facilities. Environment and Planning A, 20(1), 83–98.
- Gribkovskaia, I. und Laporte, G. (2008). One-to-many-to-one single vehicle pickup and delivery. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 359–378). Springer.
- Grünert, T. und Irnich, S. (2005). Optimierung im Transport. Band II: Wege und Touren. Shaker Verlag.
- Grünert, T. und Sebastian, H.-J. (2000). Planning models for long-haul operations of postal and express shipment companies. European Journal of Operational Research, 122(2), 289–309.
- Grötschel, M. und Holland, O. (1991). Solution of large-scale symmetric travelling salesman problems. Mathematical Programming, 51(1), 141–202.
- Grötschel, M. und Padberg, M. (1977). Lineare Charakterisierungen von Traveling Salesman Problemen. Zeitschrift für Operations Research, 21, 33–64.
- Grötschel, M. und Padberg, M. (1979a). On the symmetric travelling salesman problem I: Inequalities. Mathematical Programming, 16(1), 265–280.
- Grötschel, M. und Padberg, M. (1979b). On the symmetric travelling salesman problem II: Lifting theorems and facets. Mathematical Programming, 16(1), 281–302.
- Grunow, M., Günther, H.-O., und Lehmann, M. (2006). Strategies for dispatching AGVs at automated seaport container terminals. OR Spectrum, 28(4), 587–610.
- Guntsch, M. und Middendorf, M. (2002). Applying Population Based ACO to Dynamic Optimization Problems. Lecture Notes in Computer Science. Springer.
- Gutenschwager, K., Böse, J., und Voß, S. (2003). Effiziente Prozesse im Kombinierten Verkehr. Logistik Management, 5(1), 62–73.
- Gutenschwager, K., Niklaus, C., und Voß, S. (2004). Dispatching of an electric monorail system: Applying metaheuristics to an online pickup and delivery problem. Transportation Science, 38(4), 434–446.
- Gutin, G. und Punnen, A., (Hrsg.) (2002). The Traveling Salesman Problem and Its Variations. Kluwer Academic Publishers.
- Haghani, A. (1989). Formulation and solution of a combined train routing and makeup, and empty car distribution model. Transportation Research Part B: Methodological, 23(6), 433–452.
- Haghani, A. und Jung, S. (2005). A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel times. Computers & Operations Research, 32, 2959–2986.
- Haghani, A., Tian, Q., und Hu, H. (2004). Simulation model for real-time emergency vehicle dispatching and routing. Transportation Research Record, 1882, 176–183.
- Hall, R. (1999). Stochastic freight flow patterns: Implications for fleet optimization. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 33(6), 449–465.
- Hanf, C.-H. (1986). Entscheidungslehre. Oldenbourg Verlag.
- Hart, W., Krasnogor, N., und Smith, J., (Hrsg.) (2005). Recent Advances in Memetic Algorithms, Volume 166 of Studies in Fuzziness and Soft Computing. Springer.

- Hartl, R., Hasle, G., und Janssens, G. (2006). Special issue on rich vehicle routing problems. Central European Journal of Operations Research, 14(2), 103–104.
- Hashimoto, H., Ibaraki, T., Imahori, S., und Yagiura, M. (2006). The vehicle routing problem with flexible time windows and traveling times. Discrete Applied Mathematics, 154, 2271–2290.
- Hashimoto, H., Yagiura, M., und Ibaraki, T. (2008). An iterated local search algorithm for the time-dependent vehicle routing problem with time windows. Discrete Optimization.
- Held, M. und Karp, R. (1970). The traveling-salesman problem and minimum spanning trees. Operations Research, 18(6), 1138–1162.
- Helsgaun, K. (2000). An effective implementation of the Lin-Kernighan traveling salesman heuristic. European Journal of Operational Research, 126(1), 106–130.
- Hemert, J. und Poutre, J. (2004). Dynamic routing problems with fruitful regions: Models and evolutionary computation. In: Parallel Problem Solvers from Nature VIII (S. 690–699).
- Hernandez-Perez, H. und Salazar-Gonzales, J.-J. (2004). A branch-and-cut algorithm for a traveling salesman problem with pickup and delivery. Discrete Applied Mathematics, 145, 126–139.
- Herren, H. (1977). Computer controlled empty wagon distribution on the SSB. Rail International, 8(1), 25–32.
- Higle, J. und Sen, S. (1991). Stochastic decomposition: An algorithm for two-stage linear programs. Mathematics of Operations Research, 16, 650–669.
- Hiller, B., Krumpe, S., und Rambau, J. (2006). Reoptimization gaps versus model errors in online-dispatching of service units for ADAC. Discrete Applied Mathematics, 154, 1897–1907.
- Hillier, F. und Liebermann, G. (2002). Operations Research - Einführung. Oldenbourg Verlag, 5 Auflage.
- Hitchcock, F. (1941). The distribution of a product from several sources to numerous localities. Journal of Mathematics and Physics, 20, 224–230.
- Holland, J. H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. MIT Press.
- Holland, O. (1987). Schnittebenenverfahren für Travelling-Salesman und verwandte Probleme. PhD thesis, Universität Bonn.
- Holmberg, K. (1995). Efficient decomposition and linearization methods for the stochastic transportation problem. Computational Optimization and Applications, 4(4), 293–316.
- Holmberg, K. und Jörnsten, K. (1984). Cross decomposition applied to the stochastic transportation problem. European Journal of Operational Research, 17(3), 361–368.
- Houlihan, J. (1987). International supply chain management. International Journal of Physical Distribution and Logistics Management, 17, 51–66.
- Howard, R. (1960). Dynamic Programming and Markov Processes. MIT Press.
- Hughes, R. und Powell, W. (1988). Mitigating end effects in the dynamic vehicle allocation model. Management Science, 34(7), 859–879.



- Huisman, D., Freling, R., und Wagelmans, A. (2004). A robust solution approach to the dynamic vehicle scheduling problem. Transportation Science, 38(4), 447–458.
- Huth, T. und Mattfeld, D. (2007). Dynamics of the multi-depot pickup and delivery problem. In: Sixth Triennial Symposium on Transportation Analysis.
- Huth, T. und Mattfeld, D. (2008a). Allocation and routing in swap container management with stochastic pickups and deliveries. In: IT-based Planning and Control of Seaport Container Terminals and Transportation Systems, 3rd German-Korean Workshop on Container Terminal Management.
- Huth, T. und Mattfeld, D. (2008b). Integration of routing and resource allocation in dynamic logistic networks. In: H.-D. Hasis, H.-J. Kreowski, und B. Scholz-Reiter (Hrsg.), Dynamics in Logistics (S. 85–93). Springer.
- Huth, T. und Mattfeld, D. (2008c). Vehicle Routing und Ressourcen Allokation: Ein integrativer Ansatz. In: Optimierung in Verkehr und Transport, Heureka: FGSV Verlag.
- Huth, T. und Mattfeld, D. (2009). Integration of routing and resource allocation in a dynamic logistics network. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 17(2), 149–162.
- Hvattum, L., Lokketangen, A., und Laporte, G. (2006). Solving a dynamic and stochastic vehicle routing problem with a sample scenario hedging heuristic. Transportation Science, 40(4), 421–438.
- Hvattum, L., Lokketangen, A., und Laporte, G. (2007). A branch-and-regret heuristic for stochastic and dynamic vehicle routing problems. Networks, 49(4), 330–340.
- Ichoua, S., Gendreau, M., und Potvin, J.-Y. (2003). Vehicle dispatching with time-dependent travel times. European Journal of Operational Research, 144(2), 379–396.
- Ichoua, S., Gendreau, M., und Potvin, J.-Y. (2004). Diversion issues in real-time vehicle routing. Transportation Science, 34(4), 426–438.
- Ichoua, S., Gendreau, M., und Potvin, J.-Y. (2006). Exploiting knowledge about future demands for real-time vehicle dispatching. Transportation Science, 40(2), 211–225.
- Ickert, L., Matthes, U., Rommerskirchen, S., Weyand, E., Schlesinger, M., und Limbers, J. (2007). Abschätzung der langfristigen Entwicklung des Güterverkehrs in Deutschland bis 2050. Forschungsbericht, ProgTrans AG im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung.
- Ihde, G. (2001). Transport, Verkehr, Logistik. Verlag Vahlen, 3 Auflage.
- Imaia, A., Chen, H., Nishimura, E., und Papadimitriou, S. (2008). The simultaneous berth and quay crane allocation problem. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 44(5).
- Irnich, S. (2000). A multi-depot pickup and delivery problem with a single hub and heterogeneous vehicles. European Journal of Operational Research, 122(2), 310–328.

- Irnich, S. (2002). Netzwerk-Design für zweistufige Transportsysteme und ein Branch-and Price-Verfahren für das gemischte Direkt- und Hubflugproblem. PhD thesis, RWTH Aachen.
- Isermann, H. (1997). Logistikswap. In: J. Bloech und G. Ihde (Hrsg.), Vahlens Großes Logistiklexikon (S. 643–645). Vahlen.
- Jaillet, P. und Wagner, M. (2004). Competitive and Asymptotic Analysis for Online Traveling Salesman Problems in Euclidean Space. Forschungsbericht, MIT.
- Jaillet, P. und Wagner, M. (2006). Online routing problems: Value of advanced information and improved competitive ratios. Transportation Science, 40(2), 200–210.
- Jaillet, P. und Wagner, M. (2008). Online vehicle routing problems - a survey. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 221–238). Springer.
- Jih, W. und Hsu, J. (1999). Dynamic vehicle routing using hybrid genetic algorithms. In: Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics & Automation.
- Johnson, D. und McGeoch, L. (1997). The traveling salesman problem: A case study in local optimization. In: E. Aarts und J. Lenstra (Hrsg.), Local Search in Combinatorial Optimization (S. 215–310). Wiley.
- Jotshi, A., Gong, Q., und Batta, R. (2009). Dispatching and routing of emergency vehicles in disaster mitigation using data fusion. Socio-Economic Planning Sciences, 34(1), 1–24.
- Juenger, M., Reinelt, G., und Rinaldi, G. (1995). The traveling salesman problem. In: M. Ball, T. Magnanti, C. Monma, und G. Nemhauser (Hrsg.), Network Models, Handbooks in Operations Research and Management Science (S. 503–615). Elsevier.
- Jung, S. und Haghani, A. (2000). A genetic algorithm for a pick-up and delivery problem with time windows. Transportation Research Record, 1733, 1–7.
- Kall, P. und Wallace, S. (1994). Stochastic Programming. John Wiley & Sons.
- Kallehauge, B. (2008). Formulations and exact algorithms for the vehicle routing problem with time windows. Computers & Operations Research, 35(7), 2307–2330.
- Karp, R. (1972). Reducibility among combinatorial problems. In: R. Miller und J. Thatcher (Hrsg.), Complexity of Computer Computations (S. 85–103).
- Karp, R. (1979). A patching algorithm for the nonsymmetric traveling-salesman problem. Journal on Computing, 8(4), 561–573.
- Kelley, J. (1955). A dynamic transportation model. Naval Research Logistics Quarterly, 2(3), 175–180.
- Kelly, D. und Garrett, M. (1991). The Minimum Cost Flow Problem and The Network Simplex Solution Method. PhD thesis, National University of Ireland.
- Kelly, J. und Xu, J. (1999). A set-partitioning-based heuristic for the vehicle routing problem. Journal on Computing, 11(2), 161–172.
- Kennedy, J. und Eberhart, R. (2001). Swarm Intelligence. Morgan Kaufman.

- Kenyon, A. und Morton, D. (2003). Stochastic vehicle routing with random travel times. Transportation Science, 37(1), 69–82.
- Kessel+Partner (1998). Kapazitätsauslastung und Leerfahrten im Gütertransport. In: Deutsche Automobilzulieferer 2018: Unverändert mittelständisch, Nummer 16 in Materialien zur Automobilindustrie. VDA.
- Kilby, P. (2004). An Online Schedule Update Algorithm for Vehicle Fleets. Forschungsbericht, CSIRO Mathematical and Information Sciences, Canberra, Australia.
- Kilby, P., Prosser, P., und Shaw, P. (1998). Dynamic VRPs: A study of scenarios. Forschungsbericht, APES, Strathclyde University, Glasgow, Scotland.
- Kim, J.-U., Kim, Y.-D., und Shim, S.-O. (2002). Heuristic algorithms for a multi-period multi-stop transportation planning problem. Journal of the Operational Research Society, 53(9), 1027–1037.
- Kim, S., Lewis, M., und White III, C. (2005). Optimal vehicle routing with real-time traffic information. Transactions on Intelligent Transportation Systems, 6(2), 178–188.
- Kimms, A. (2006). Economies of scale in hub & spoke network design models: We have it all wrong. In: M. Morlock, M. Schwindt, N. Trautmann, und J. Zimmermann (Hrsg.), Perspectives on Operations Research. DUV.
- Kinderwater, G. und Savelsbergh, M. (1997). Vehicle routing: Handling edge exchanges. In: E. Aarts und J. Lenstra (Hrsg.), Local Search in Combinatorial Optimization. Wiley.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C., und Vecchi, M. (1983). Optimization by simulated annealing. Science, 220(4598), 671–680.
- Klaus, P. (2003). Die Top 100 der Logistik. Deutscher Verkehrsverlag, 2 Auflage.
- Klaus, P. und Kille, C. (2008). Die Top 100 der Logistik. Deutscher Verkehrs-Verlag.
- Klein, M. (1967). A primal method for minimal cost flows with applications to the assignment and transportation problems. Management Science, 14(3), 205–220.
- Klein, R. und Scholl, A. (2004). Planung und Entscheidung. Vahlen.
- Kleywegt, A., Nori, V., und Savelsbergh, M. (2002). The stochastic inventory routing problem with direct deliveries. Transportation Science, 36(1), 94–118.
- Kolen, A., Rinnooy, A., und Triensken, H. (1987). Vehicle routing with time windows. Operations Research, 35(2), 266–273.
- Kolesar, P. und Walker, W. (1974). An algorithm for the dynamic relocation of fire companies. Operations Research, 22(2), 249–274.
- Krumke, S. (2001). Online Optimization - Competitive Analysis and Beyond. PhD thesis, Technische Universität Berlin. Habilitationsschrift.
- Krumke, S., Rambau, J., und Torres, L. M. (2002). Real-time dispatching of guided and unguided automobile service units with soft time windows. In: 10th Annual European Symposium on Algorithms, Volume 2461 of Lecture Notes in Computer Science (S. 637–648).: Springer Verlag.
- Lackner, A. (2003). Dynamische Tourenplanung mit ausgewählten Metaheuristiken. PhD thesis, Universität Göttingen.

- Lai, K., Lam, K., und Chan, W. (1995). Shipping container logistics and allocation. Journal of the Operations Research Society, 46(6), 687–697.
- Lam, S.-W., Lee, L.-H., und Tang, L.-C. (2007). An approximate dynamic programming for the empty container allocation problem. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 15(4), 265–277.
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. European Journal of Operational Research, 59(3), 345–358.
- Laporte, G. (2005). A short history of the traveling salesman problem. Präsentation auf der Jahrestagung 2005 der GOR.
- Laporte, G., Gendreau, M., Potvin, J.-Y., und Semet, F. (2000). Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. International Transactions in Operations Research, 7(4), 285–300.
- Laporte, G. und Louveaux, F. (1998). Solving stochastic routing problems with the integer L-shaped method. In: T. Crainic und G. Laporte (Hrsg.), Fleet Management and Logistics (S. 159–167). Kluwer Academic Publishers.
- Laporte, G., Louveaux, F., und Mercure, H. (1989). Models and exact solutions for a class of stochastic location-routing problems. European Journal of Operational Research, 39, 71–78.
- Laporte, G., Louveaux, F., und van Hamme, L. (2002). An integer L-shaped algorithm for the capacitated vehicle routing problem with stochastic demands. Operations Research, 50(3), 415–423.
- Laporte, G. und Norbert, Y. (1980). A cutting planes algorithm for the m-salesmen problem. Journal of the Operational Research Society, 31(11), 1017–1023.
- Laporte, G. und Norbert, Y. (1987). Exact algorithms for the vehicle routing problem. In: S. Martello, G. Laporte, M. Minoux, und C. Ribeiro (Hrsg.), Surveys in Combinatorial Optimization (S. 147–184). North-Holland.
- Laporte, G., Norbert, Y., und Desrochers, M. (1985). Optimal routing under capacity and distance restrictions. Operations Research, 33(5), 1050–1073.
- Laporte, G. und Osman, I. (1995). Routing problems: A bibliography. Annals of Operations Research, 61, 227–262.
- Larsen, A. (2001). The Dynamic Vehicle Routing Problem. PhD thesis, University Lyngby.
- Larsen, A., Madsen, O., und Solomon, M. (2002). Partially dynamic vehicle routing - models and algorithms. Journal of the Operational Research Society, 53(6), 637–646.
- Larsen, A., Madsen, O., und Solomon, M. (2004). The a priori dynamic traveling salesman problem with time windows. Transportation Science, 38(4), 459–472.
- Larsen, A., Madsen, O., und Solomon, M. (2008). Recent developments in dynamic vehicle routing systems. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 199–218). Springer.
- Lasdon, L. (1970). Optimization Theory for Large Scale Systems. PhD thesis, Macmillan, NY.
- Lawler, E., Lenstra, J., Rinnooy Kan, A., und Shmoys, D. (1985). The Traveling Salesman Problem - A Guided Tour of Combinatorial Optimization. Wiley.

- Le-Anh, T. und Koster, R. (2005). Vehicle online dispatching rules in practice. In: B. Fleischmann und A. Klose (Hrsg.), Distribution Logistics - Advanced Solutions to Practical Problems, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (S. 159–183). Springer Verlag.
- Li, H. und Lim, A. (2001). A metaheuristic for the pickup and delivery problem with time windows. In: 13th International Conference on Tools with Artificial Intelligence.
- Li, J., Liu, K., Leung, S., und Lai, K. (2004). Empty container management in a port with long-run average criterion. Mathematical and Computer Modeling, 40(1), 85–100.
- Li, J.-A., Leung, S., Wu, Y., und Liu, K. (2007). Allocation of empty containers between multi-ports. European Journal of Operational Research, 182(1), 400–412.
- Li, J.-Q., Pitu, M., und Borenstein, D. (2009). Real-time vehicle rerouting problems with time windows. European Journal of Operational Research, 134(3), 711–727.
- Lim, S.-K. und Kim, Y.-D. (1999). An integrated approach to dynamic plant location and capacity planning. Journal of the Operational Research Society, 50(12), 1205–1216.
- Lin, S. (1965). Computer solutions of the traveling salesman problem. Forschungsbericht 44, Bell System.
- Lin, S. und Kernighan, B. (1973). An effective heuristic algorithm for the traveling salesman problem. Operations Research, 21(2), 498–516.
- Little, J., Murty, K., Sweeney, D., und Karel, C. (1963). An algorithm for the traveling salesman problem. Operations Research, 11(6), 972–989.
- Lium, A.-G., Wallace, S., und Crainic, T. (2005). Stochastic service network design: The importance of taking uncertainty into account. In: A. Jaskiewicz, M. Kaczmarek, J. Zak, und M. Kubiak (Hrsg.), Advanced OR and AI Methods in Transportation (S. 758–763).: Poznan University of Technology.
- Louveaux, F. (1986). Multi-stage stochastic programs with block-seperable recourse. Mathematical Programming, 28, 48–62.
- Lu, Q. und Dessouky, M. (2004). An exact algorithm for the multiple vehicle pickup and delivery problem. Transportation Science, 38(4), 503–514.
- Lund, K., Madsen, O., und Rygaard, J. (1996). Vehicle Routing Problems with Varying Degrees of Dynamism. Forschungsbericht 1, Technical University of Denmark.
- Lysgaard, J., Letchford, A., und Eglese, R. (2004). A new branch-and-cut algorithm for the capacitated vehicle routing problem. Mathematical Programming, 100(2), 423–445.
- Madsen, O., Ravn, H., und Rygaard, J. (1995). A heuristic algorithm for a dial-a-ride problem with time windows, multiple capacities, and multiple objectives. Annals of Operations Research, 60(1), 193–208.
- Mahmassani, H. (2002). Strategies for real-time operation and planning of stochastic dynamic systems. In: Proceedings of the 13th Mini-EURO Conference.

- Malandraki, C. und Daskin, M. (1992). Time dependent vehicle routing problems: Formulations, properties and heuristic algorithms. Transportation Science, 26(3), 185–200.
- Marti, K. (1988). Descent stochastic quasigradient methods. In: Y. Ermoliev und R.-B. Wets (Hrsg.), Numerical Techniques for Stochastic Optimization Problems (S. 393–401). Springer Verlag.
- Mattfeld, D. (1996). Evolutionary Search and the Job Shop: Investigations on genetic Algorithms for Production Scheduling. PhD thesis, Universität Bremen. Springer / Physica.
- Meisel, F. und Bierwirth, C. (2008). Heuristics for the integration of crane productivity in the berth allocation problem. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. doi:10.1016/j.tre.2008.03.001.
- Mendiratta, V. (1981). A Dynamic Optimization Model of the Empty Car Distribution Process. PhD thesis, Northwestern University.
- Menger, K. (1932). Das Botenproblem. In: K. Menger (Hrsg.), Ergebnisse eines Mathematischen Kolloquiums, Volume 2 (S. 11–12).
- Mes, M., van der Heijden, M., und Schuur, P. (2008). Look-ahead strategies for dynamic pickup and delivery problems. OR Spectrum, (S. 1–27). DOI: 10.1007/s00291-008-0146-3.
- Mes, M., van der Heijden, M., und van Harten, A. (2007). Comparison of agent-based scheduling to look-ahead heuristics for real-time transportation problems. European Journal of Operational Research, 181(1), 59–75.
- Mester, D. und Bräysy, O. (2005). Active guided evolution strategies for large-scale vehicle routing problems with time windows. Computers & Operations Research, 32(6), 1593–1614.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., und Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. Journal of Chemical Physics, 21(6), 1087–1092.
- Mühlich (2002). Entlastung der Straße durch ein innovatives technisch-organisatorisches Gesamtkonzept mit Wechselbrücken. Machbarkeitsstudie der Mühlich Messesysteme AG.
- Möhlmann (1987). Möglichkeiten der Effizienzsteigerung logistischer Systeme durch den Einsatz neuer Informations- und Kommunikationstechnologien im Güterverkehr. Forschungsbericht, Universität Göttingen.
- Miliotis, P. (1978). Using cutting planes to solve the symmetric traveling salesman problem. Mathematical Programming, 15(1), 177–188.
- Miller-Hooks, E. und Mahmassani, H. (2000). Least expected time paths in stochastic, time-varying transportation networks. Transportation Science, 34(2), 198–215.
- Min, H., Current, J., und Schilling, D. (1992). The multiple depot vehicle routing problem with backhauling. Journal of Business Logistics, 13(1), 259–288.
- Minkoff, A. (1985). Real-time Dispatching of Delivery Vehicles. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Minkoff, A. (1993). A markov decision model and decomposition heuristic for dynamic vehicle dispatching. Operations Research, 41(1), 77 – 90.

- Mitrovic-Minic, S. und Laporte, G. (2004). Waiting strategies for the dynamic pickup and delivery problem with time windows. Transportation Research Part B: Methodological, 38, 635–655.
- Mladenovic, N. und Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. Computers & Operations Research, 24(11), 1097–1100.
- Müller-Merbach, H. (1973). Operations Research. Vahlen, 3 Auflage.
- Modares, A., Somhom, S., und Enkawa, T. (1999). A self-organizing neural network approach for multiple traveling salesman and vehicle routing problems. International Transactions in Operations Research, 6(6), 591–606.
- Mole, R. und Jameson, S. (1976). A sequential route-building algorithm employing a generalized savings criterion. Operations Research, 27(2), 503–511.
- Montemanni, R., Gambardella, L., Rizzoli, A., und Donati, A. (2002). A new algorithm for a Dynamic Vehicle Routing Problem based on Ant Colony System. Forschungsbericht, IDSIA.
- Moon, I.-K., Ngoc, A.-D., und Bae, H.-C. (2008). Develeopment of hybrid genetic algorithm and decision support system for empty container allocation problem. Forschungsbericht, Pusan National University.
- Mosheiov, G. (1994). The traveling salesman problem with pick-up and delivery. European Journal of Operational Research, 79(2), 299–310.
- Mosheiov, G. (1998). Vehicle routing with pick-up and delivery: Tour partitioning heuristics. Computers and Industrial Engineering, 34(3), 669–684.
- Muckstadt, J. und Roundy, R. (1993). Analysis of multistage production systems. In: S. Graves, A. Kan, und P. Zipkin (Hrsg.), Logistics of Production and Inventory, Handbooks in Operations Research and Management Science (S. 59–131). North-Holland.
- Mulvey, J. und Vladimirov, H. (1991). Solving multistage stochastic networks: An application of scenario aggregation. Networks, 21, 619–643.
- Nanry, W. und Barnes, W. (2000). Solving the pickup and delivery problem with time windows using reactive tabu search. Transportation Research Part B: Methodological, 34, 107–121.
- Nazareth, J. und Wets, R.-B. (1988). Nonlinear programming techniques in stochastic programming. In: Y. Ermoliev und R.-B. Wets (Hrsg.), Numerical Techniques for Stochastic Optimization Problems (S. 95–122). Springer Verlag.
- Nemhauser, G. (1966). Introduction to Dynamic Programming. Wiley.
- Nissen, V. (1994). Evolutionäre Algorithmen. Deutscher Universitäts-Verlag.
- Noel, M. und Smeers, Y. (1987). Nested decomposition of multistage nonlinear programs with recourse. Mathematical Programming, 37(2), 131–152.
- Novoa, C. und Storer, R. (2008). An approximate dynamic programming approach for the vehicle routing problem with stochastic demands. submitted to European Journal of Operational Research.
- Ohr, C. (2008). Tourenplanung im Straßengüterverkehr. PhD thesis, Universität Hamburg.
- Olsen, P. (1974). Multi-stage Stochastic Pprogramming with Recourse. PhD thesis, Cornell University.

- Olsen, P. (1976). Multistage stochastic programming with recourse: The equivalent deterministic problem. SIAM Journal of Control and Optimization, 14(3), 495–517.
- Or, I. (1976). Traveling Salesman-Type Problems and their Relation to the Logistics of Regional Blood Banking. PhD thesis, Northwestern University.
- Orden, A. (1956). The transshipment problem. Management Science, 2(3), 276–285.
- Orloff, C. (1976). Route-constrained fleet scheduling. Transportation Science, 10(2), 149–168.
- Osman, I. (1993). Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. Annals of Operations Research, 41(4), 421–452.
- Pankratz, G. (2003). Zweiseitige kombinatorische Auktionen in elektronischen Transportmärkten - Potenziale und Probleme. Forschungsbericht, FernUniversität Hagen. Diskussionsbeitrag Nr. 351.
- Pankratz, G. (2004). Dynamic planning of pickup and delivery operations by means of genetic algorithms. Diskussionsbeiträge des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaft der FernUniversität in Hagen, 36.
- Pankratz, G. (2005). A grouping genetic algorithm for the pickup and delivery problem with time windows. OR Spectrum, 27(1), 21–41.
- Parragh, S., Doerner, K., und Hartl, R. (2008a). A survey on pickup and delivery models part I: Transportation between customers and depot. Journal für Betriebswirtschaft, 51(1), 81–117.
- Parragh, S., Doerner, K., und Hartl, R. (2008b). A survey on pickup and delivery models part II: Transportation between pickup and delivery locations. Journal für Betriebswirtschaft, 51(1), 21–51.
- Pavone, M., Bisnik, N., Frazzoli, E., und Isler, V. (2008). A stochastic and dynamic vehicle routing problem with time windows and customer impatience. Mobile Networks and Applications, (S. 1–15).
- Perttunen, C. (1994). On the significance of the initial solution in travelling salesman heuristics. Journal of the Operational Research Society, 45(10), 1131–1140.
- Pessoa, A., de Aragao Poggi, M., und Uchoa, E. (2008). Robust branch-cut-and-price algorithms for vehicle routing problems. In: B. Golden, S. Raghavan, und E. Wasil (Hrsg.), The Vehicle Routing Problem (S. 297–326). Springer.
- Pfohl, H.-C. (2004). Logistiksysteme. Springer, 7 Auflage.
- Pisinger, D. und Ropke, S. (2007). A general heuristic for vehicle routing problems. Computers & Operations Research, 34(88), 2403–2435.
- Poh, K., Choo, K., und Wong, C. (2005). A heuristic approach to the multi-period multi-commodity transportation problem. Journal of the Operational Research Society, 56(6), 708–718.
- Polychronopoulos, G. (1992). Stochastic and Dynammic Shortest Distance Problems. PhD thesis, MIT.
- Potvin, J., Duhamel, C., und Guertin, F. (1996). A genetic algorithm for vehicle routing with backhauling. Applied Intelligence, 6(4), 345–355.
- Potvin, J. und Guertin, F. (1996). The clustered traveling salesman problem: A genetic approach. In: I. Osman und J. Kelly (Hrsg.), Meta-heuristics theory and applications. Kluwer.



- Potvin, J., Xu, Y., und Benyahia, I. (2006). Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times. Computers & Operations Research, 33, 1129–1137.
- Potvin, J.-Y. und Rousseau, J.-M. (1993). A parallel route building algorithm for the vehicle routing and scheduling problem with time windows. European Journal of Operational Research, 66(3), 331–340.
- Powell, W. (1986). A stochastic model of the dynamic vehicle allocation problem. Transportation Science, 20(2), 117–129.
- Powell, W. (1987). An operational planning model for the dynamic vehicle allocation problem with uncertain demands. Transportation Research Part B: Methodological, 21(3), 217–232.
- Powell, W. (1988). A comparative review of alternative algorithms for the dynamic allocation problem. In: B. Golden und A. Assad (Hrsg.), Vehicle Routing: Methods and Studies (S. 249–291). Elsevier Science.
- Powell, W. (1998). On languages for dynamic resource scheduling problems. In: T. Crainic und G. Laporte (Hrsg.), Fleet Management and Logistics (S. 127–157). Kluwer Academic Publishers.
- Powell, W. (2003). Dynamic models of transportation operations. In: A. Kok und S. Graves (Hrsg.), Supply Chain Management: Design, Coordination and Operation, Volume 11 of Handbooks in Operations Research and Management Science (S. 451–516). Elsevier Science.
- Powell, W. (2007). Approximate Dynamic Programming: Solving the Curses of Dimensionality. John Wiley & Sons.
- Powell, W. und Carvalho, T. (1998). Dynamic Control of Logistics Queueing Networks for Large-Scale Fleet Management. Forschungsbericht, Princeton University. SOR-96-01.
- Powell, W., Carvalho, T., Godfrey, G., und Simao, H. (1995a). Dynamic fleet management as a logistics queueing network. Annals of Operations Research, 61, 165–188.
- Powell, W., Jaillet, P., und Odoni, A. (1995b). Stochastic and dynamic networks and routing. In: M. Ball, T. Magnanti, C. Monma, und G. Nemhauser (Hrsg.), Network Routing, Volume 8 of Handbooks in Operations Research and Management Science. Elsevier Science.
- Powell, W., Shapiro, J., und Simao, H. (2001). A representational paradigm for dynamic resource transformation problems. Annals of Operations Research, 104, 231–279.
- Powell, W., Towns, M., und Marar, A. (2000). On the value of optimal myopic solutions for dynamic routing and scheduling problems in the presence of user noncompliance. Transportation Science, 34(1), 67–85.
- Psaraftis, H. (1980). A dynamic programming solution to the single vehicle many-to-many immediate request dial-a-ride problem. Transportation Science, 14(2), 130–154.
- Psaraftis, H. (1988). Dynamic vehicle routing problems. In: B. Golden und A. Assad (Hrsg.), Vehicle Routing: Methods and Studies (S. 223–248). Elsevier Science.

- Psaraftis, H. (1995). Dynamic vehicle routing: Status and prospects. Annals of Operations Research, 61, 143–164.
- Qi, L. (1985). Forest iteration method for stochastic transportation problem. Mathematical Programming Studies, 25, 142–163.
- Qi, L. (1987). The a-forest iteration method for the stochastic generalized transportation problem. Mathematics of Operations Research, 12(1), 1–21.
- Randall, M. (2002). Constructive Meta-heuristics for Dynamic Optimisation Problems. Forschungsbericht, Bond University.
- Rao, M. und Zions, S. (1968). Allocation of transportation units to alternative trips - a column generation scheme with out-of-kilter subproblems. Operations Research, 16(1), 52–63.
- Recker, W. (1995). The household activity pattern problem: General formulation and solution. Transportation Research Part B: Methodological, 29(1), 61–77.
- Rego, C. und Roucairol, C. (1995). Using tabu search for solving a dynamic multi-terminal truck dispatching problem. European Journal of Operational Research, 83, 411–429.
- Reinelt, G., (Hrsg.) (1994). The Traveling Salesman Problem - Computational Solutions for TSP Applications. Lecture Notes in Computer Science. Springer.
- Renaud, J., Boctor, F., und Laporte, G. (1996a). An improved petal heuristic for the vehicle routing problem. Journal of the Operational Research Society, 47(2), 329–336.
- Renaud, J., Boctor, F., und Laporte, G. (2002). Perturbation heuristics for the pickup and delivery traveling salesman problem. Computers & Operations Research, 29, 1129–1141.
- Renaud, J., Boctor, F., und Ouenniche, J. (2000). A heuristic for the pickup and delivery traveling salesman problem. Computers & Operations Research, 27(9), 905–916.
- Renaud, J., Laporte, G., und Boctor, F. (1996b). A tabu search heuristic for the multi-depot vehicle routing problem. Computers & Operations Research, 23(3), 229–235.
- Ribeiro, C. und Soumis, F. (1994). A column generation approach to the multiple-depot vehicle scheduling problem. Operations Research, 42(1), 41–52.
- Richter, A. (2005). Dynamische Tourenplanung. PhD thesis, Technische Universität Dresden.
- Riebel, P. (1975). Anforderungen der Transportationalisierung an die Leistungs- und Kostenanalyse. Internationales Verkehrswesen, 27, 217–226.
- Righini, G. (2000). Approximation algorithms for the Vehicle Routing Problem with pick-up and delivery. Forschungsbericht, Università degli Studi di Milano. Note del Polo - Ricerca 33.
- Robuste, F., Daganzo, C., und Souleyrette, R. (1990). Implementing vehicle routing models. Transportation Research Part B: Methodological, 24(4), 263–286.
- Rockafellar, R. und Wets, R.-B. (1991). Scenarios and policy aggregation in optimization under uncertainty. Mathematics of Operations Research, 16, 119–147.

- Ropke, S., Cordeau, J.-F., und Laporte, G. (2007). Models and branch-and-cut algorithms for pickup and delivery problems with time windows. Networks, 49(4), 258–272.
- Ropke, S. und Pisinger, D. (2006). An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows. Transportation Science, 40(4), 455–472.
- Ruland, K. und Rodin, E. (1997). The pickup and delivery problem: Faces and branch-and-cut algorithm. Computers & Mathematics with Applications, 33(12), 1–13.
- Russell, R. und Gribbin, D. (1991). A multiphase approach to the period routing problem. Networks, 21(7), 747–765.
- Ruszczynski, A. (1993). Parallel decomposition of multistage stochastic programming problems. Mathematical Programming, 58, 201–228.
- Ruszczynski, A. (1997). Decomposition methods in stochastic programming. Mathematical Programming, 79(3), 333–353.
- Ryan, D., Hjorring, C., und Glover, F. (1993). Extensions of the petal method for vehicle routing. Journal of the Operational Research Society, 44(3), 289–296.
- Ryzin, G. (1991). Stochastic and Dynamic Vehicle Routing in Euclidean Service Regions. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Sandvoß, E. (2002). Dynamische Tourenplanung auf der Basis von online-Verkehrsinformationen. PhD thesis, Universität Augsburg.
- Savelsbergh, M. und Goetschalckx, M. (1995). A comparison of the efficiency of fixed versus variable vehicle routes. Journal of Business Logistics, 16(1), 163–187.
- Savelsbergh, M. und Sol, M. (1995). The general pickup and delivery problem. Transportation Science, 29(1), 17–29.
- Savelsbergh, M. und Sol, M. (1998). Drive: Dynamic routing of independent vehicles. Operations Research, 46, 474–490.
- Scheuerer, S. (2004). Neue Tabusuche-Heuristiken für die logistische Tourenplanung bei restringierendem Anhängereinsatz, mehreren Depots und Planungsperioden. PhD thesis, Universität Regensburg.
- Schmitting, W. (1999). Das Traveling-Salesman-Problem - Anwendungen und heuristische Nutzung von Voronoi-/Delaunay-Strukturen zur Lösung euklidischer, zweidimensionaler Traveling-Salesman-Probleme. PhD thesis, Universität Düsseldorf.
- Schönberger, J. und Kopfer, H. (2007). On decision model adaptation in online optimization of a transport system. In: H.-O. Günther, D. Mattfeld, und L. Suhl (Hrsg.), Management logistischer Netzwerke.
- Schönberger, J. und Kopfer, H. (2009). Online decision making and automatic decision model adaptation. Computers & Operations Research, 36(6), 1740–1750.
- Schönberger, J., Kopfer, H., und Mattfeld, D. (2002). A combined approach to solve the pickup and delivery selection problem. In: U. Leopold-Wildburger, F. Rendl, und G. Wäscher (Hrsg.), Operations Research Proceedings (S. 150–155).
- Schneeweiß, C. (2003). Distributed Decision Making, Volume 2. Springer Verlag.

- Scholl, A. (2001). Robuste Planung und Optimierung. Physica-Verlag.
- Scholz-Reiter, B., Freitag, M., Rekersbrink, H., Wenning, B.-L., Gorltdt, C., und Echelmeyer, W. (2005). Auf dem Weg zur Selbststeuerung in der Logistik - Grundlagenforschung und Praxisprojekte. In: G. Wäscher, K. Inderfurth, G. Neumann, M. Schenk, und D. Ziem (Hrsg.), Begleitband zur 11. Magdeburger Logistiktagung Intelligente Logistikprozesse: Konzepte, Lösungen, Erfahrungen (S. 166–180).: Logisch-Verlag.
- Schubert, W., (Hrsg.) (2000). Verkehrslogistik: Technik und Wirtschaft. Verlag Vahlen.
- Schweitzer, E. (1994). Multi-Stage Mathematical Programming Under Uncertainty. PhD thesis, Israel Institute of Technology.
- Secomandi, N. (2000). Comparing neuro-dynamic programming algorithms for the vehicle routing problem with stochastic demands. Computers & Operations Research, 27, 1201–1225.
- Seguin, R. (1994). Problemes Stochastiques de Tournees de Vehicules. PhD thesis, Universität Montreal.
- Seguin, R., Potvin, J.-Y., Gendreau, M., Crainic, T., und Marcotte, P. (1997). Real-time decision problems: An operational research perspective. Journal of the Operational Research Society, 48(2), 162–174.
- Semet, F. und Taillard, E. (1993). Solving real-life vehicle routing problems efficiently using tabu search. Annals of Operations Research, 41(4), 469 – 488.
- Shaw, P. (1997). A new local search algorithm providing high quality solutions. Forschungsbericht, Department of Computer Science, University of Strathclyde, Scotland.
- Shaw, P. (1998). Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems. In: V. Saraswat und P. van Hentenryck (Hrsg.), Principles and Practice of Constraint Programming (S. 417–431). Springer.
- Shen, W. und Khoong, C. (1995). A DSS for empty container distribution planning. Decision Support Systems, 15(1), 75–82.
- Shen, Y., Potvin, J.-Y., Rousseau, J.-M., und Roy, S. (1995). A computer assistant for vehicle dispatching with learning capabilities. Annals of Operations Research, 61, 189–211.
- Shieh, H.-M. und May, M.-D. (1998). On-line vehicle routing with time windows. Transportation Research Record, 1617, 171–178.
- Shintani, K., Imai, A., Nishimura, E., und Papadimitriou, S. (2007). The container shipping network design problem with empty container repositioning. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 43(1), 39–59.
- Slater, A. (2002). Specification for a dynamic vehicle routing and scheduling system. International Journal of Transport Management, 1, 29–40.
- Slyke, R. und Wets, R.-B. (1969). L-shaped linear programs with applications to optimal control and stochastic programming. SIAM Journal on Applied Mathematics, 17, 638–663.
- Sol, M. und Savelsbergh, M. (1994). A branch-and-price algorithm for the pickup and delivery problem with time windows. In: Memorandum COSOR.

- Solomon, M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. Operations Research, 35(2), 254–265.
- Stabenau, H. (1994). Verkehrsbetriebslehre. DAV-Fachbuchreihe. Verkehrs-Verlag.
- Stein, D. (1978). Scheduling dial-a-ride transportation systems. Transportation Science, 12(3), 232–249.
- Stewart, W. J. und Golden, B. (1983). Stochastic vehicle routing: A comprehensive approach. European Journal of Operational Research, 14, 371–385.
- Stumpf, P. (1998). Tourenplanung in speditionellen Güterfernverkehr, Volume 39. GVB.
- Subramanian, S. (1997). Routing Algorithms for Dynamic, Intelligent Transportation Networks. PhD thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University.
- Sutton, R. und Barto, A. (1998). Reinforcement Learning (Adaptive Computation and Machine Learning). MIT Press.
- Swihart, M. und Papastavrou, J. (1999). A stochastic and dynamic model for the single-vehicle pick-up and delivery problem. European Journal of Operational Research, 114, 447–464.
- Taillard, E., Badeau, P., Gendreau, M. and Guertin, F., und Potvin, J.-Y. (1997). A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. Transportation Science, 3(2), 170–186.
- Tan, K., Lee, L., Zhu, Q., und Ou, K. (2001). Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows. Artificial Intelligence in Engineering, 15(3), 281–295.
- Tatarakis, A. und Minis, I. (2009). Stochastic single vehicle routing with a pre-defined customer sequence and multiple depot returns. European Journal of Operational Research. DOI: 10.1016/j.ejor.2008.07.006.
- Teng, S., Ong, H., und Huang, H. (2006). Heuristic algorithms for visiting customers in a rolling schedule environment. OR Spectrum, 28(2), 241–266.
- Thomas, B. (2007). Waiting strategies for anticipating service requests from known customer locations. Transportation Science, 41(3), 319–331.
- Thomas, B. und White III, C. (2004). Anticipatory route selection. Transportation Science, 38(4), 473–487.
- Thompson, P. und Psaraftis, H. (1993). Cyclic transfer algorithms for the multi-vehicle routing and scheduling problems. Operations Research, 41(5), 935–946.
- Tillman, F. (1969). The multiple terminal delivery problem with probabilistic demands. Transportation Science, 3(3), 193–204.
- Toth, P. und Vigo, D., (Hrsg.) (2001). The Vehicle Routing Problem. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Toth, P. und Vigo, D. (1997). An exact algorithms for the vehicle routing problem with backhauls. Transportation Science, 31(4), 372–385.
- Toth, P. und Vigo, D. (1999). A heuristic algorithm for the symmetric and asymmetric vehicle routing problem with backhauls. European Journal of Operational Research, 113(3), 528–543.
- Trudeau, P. und Dror, M. (1992). Stochastic inventory routing: Route design with stockouts and route failures. Transportation Science, 26(2), 171–184.

- Tsitsiklis, J. und Roy, B. (1997). An analysis of temporal difference learning with function approximation. IEEE Transactions on Automatic Control, 42(5), 674–690.
- Tsitsiklis, J. und Roy, B. (1999). Average cost temporal difference learning. Automatica, 35(11), 1799–1808.
- Vahrenkamp, R. (2007). Logistik: Management und Strategien. Oldenbourg Verlag, 6 Auflage.
- Vahrenkamp, R. und Mattfeld, D. (2008). Logistiknetzwerke. Gabler.
- Varia, H. und Dhingra, S. (2004). Dynamic optimal traffic assignment and signal time optimization using genetic algorithms. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 19, 260–273.
- Verveij, B., Ahmed, S., Kleywegt, A., Nemhauser, G., und Shapiro, A. (2003). The sample average approximation method applied to stochastic routing problems: A computational study. Computational Optimization and Applications, 24, 289–333.
- Vigo, D. (1996). A heuristic algorithm for the asymmetric capacitated vehicle routing problem. European Journal of Operational Research, 89(1), 108–126.
- Vladimirou, H. (1991). Stochastic Networks - Solution Methods and Applications in Financial Planning. PhD thesis, Princeton University.
- Wagner, H. (1969). Principles of Operations Research. Prentice-Hall.
- Wallace, S. (1986). Solving stochastic programs with network recourse. Networks, 16(3), 295–317.
- Weinmann, A. (2000). Uncertain Models and Robust Control. Wien, New York: Springer-Verlag.
- Weintraub, A., Abound, J., Fernandez, C., Laporte, G., und Ramirez, E. (1999). An emergency vehicle dispatching system for an electric utility in Chile. Journal of the Operational Research Society, 50(7), 690–696.
- Wellbrock, E. (2008). Optimierung des Materialflusses bei der roboterbasierten Entnahme von logistischen Stückgütern aus Transportcontainern. Forschungsbericht, Bremer Institut für Produktion und Logistik GmbH.
- Wets, R. (1982). Stochastic programming - solution techniques and approximation schemes. In: M. Bachen und B. Korte (Hrsg.), Mathematical Programming - The State of the Art (S. 566–603). Springer.
- Wets, R. (1988). Large scale programming techniques in stochastic programming. In: Y. Emoliev und R. Wets (Hrsg.), Numerical Methods in Stochastic Programming. Springer.
- Wets, R.-B. (1974). Stochastic programs with fixed recourse: The equivalent deterministic program. SIAM Review, 16, 309–339.
- Wets, R.-B. (1989). The aggregation principle in scenario analysis stochastic optimization. In: S. Wallace (Hrsg.), Algorithms and model formulations in mathematical programming (S. 91–113). Springer.
- White, W. (1972). Dynamic transshipment networks: An algorithm and its application to the distribution of empty containers. Networks, 2(3), 211–236.
- Wieberneit, N. (2008). Service network design for freight transportation: A review. OR Spectrum, 30(1), 77–112.

- Williams, H. (1999). Model Building in Mathematical Programming. John Wiley & Sons, 4 Auflage.
- Winter, T. (1999). Online and Real-Time Dispatching Problems. PhD thesis, Technische Universität Braunschweig.
- Woensel, T., Kerbache, L., Peremans, H., und Vandaele, N. (2008). Vehicle routing with dynamic travel times: A queueing approach. European Journal of Operational Research, 186(3), 990–1007.
- Xu, H. (1994). Optimal Policies for Stochastic and Dynamic Vehicle Routing Problems. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Xu, H., Chen, Z.-L., Rajagopal, S., und Arunapuram, S. (2003). Solving a practical pickup and delivery problem. Transportation Science, 37(3), 347–364.
- Yang, J., Jaillet, P., und Mahmassani, H. (1999). On-line algorithms for truck fleet assignment and scheduling under real-time information. Transportation Research Record, 1667.
- Yang, J., Jaillet, P., und Mahmassani, H. (2005). Real-time multi-vehicle truckload pick-up and delivery. Operations Research, Management Science, 45.
- Yang, W.-H., Mathur, K., und Ballou, R. (2000). Stochastic vehicle routing problem with restocking. Transportation Science, 34(1), 99–112.
- Yun, W., Lee, Y., und Choi, Y. (2008). Optimal Inventory Control of Empty Containers in Inland Transportation System. Forschungsbericht, Pusan National University.
- Zachariadis, E., Tarantilis, C., und Kiranoudis, C. (2009a). A guided tabu search for the vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints. European Journal of Operational Research, 195(3), 729–743.
- Zachariadis, E., Tarantilis, C., und Kiranoudis, C. (2009b). A hybrid metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up service. Expert Systems with Applications, 36(2), 1070–1081.
- Zhu, K. und Ong, K.-L. (2000). A reactive method for real time dynamic vehicle routing problem. In: 12th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI 2000) (S. 176–180).
- Zimmermann, H.-J. (2005). Operations Research. Vieweg.
- Zografos, K., Androutsopoulos, K., und Vasilakis, G. (2002). A real-time decision support system for roadway network incident response logistics. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 10, 1–18.